

THÈSE

présentée à

**L'UNIVERSITÉ DES SCIENCES
ET TECHNOLOGIES DE LILLE**

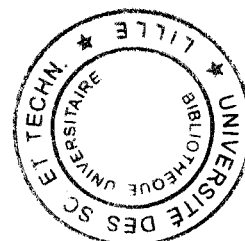
pour obtenir le titre de

DOCTEUR

En Productique: Automatique et Informatique Industrielle

par

Vaoariniaina Vénérée RAKOTOMALALA-RANDRIANARISOA



RECONSTRUCTION BIDIMENSIONNELLE DE VAISSEAUX RÉTINIENS PAR ANALYSE D'IMAGES COULEUR DE FOND D'OEIL

Soutenue le 6 Décembre 1999 devant la Commission d'Examen:

MM.

C. VASSEUR	Président, Examineur	Professeur à l'U.S.T.L.
A. JUTARD	Rapporteur	Professeur à l'I.N.S.A. de Lyon
D. de BRUCQ	Rapporteur	Professeur à l'Université de Rouen
M. VALETTE	Examineur	Médecin, Hôpital Dron de Tourcoing
H. DELEPLANQUE	Invité	Enseignant-Chercheur, E.N.S.M. Douai
J.-G. POSTAIRE	Co-Directeur de thèse	Professeur à l'U.S.T.L.
L. MACAIRE	Co-Directeur de thèse	Maître de Conférences à l'U.S.T.L.



REMERCIEMENTS

Le travail de ce mémoire a été effectué au sein de l'équipe "Scènes Dynamiques" du Laboratoire d'Automatique I³D de l'Université des Sciences et Technologies de Lille, dans le cadre du projet ACINFO (Analyse Colorimétrique d'Images Numérisée de Fond d'Oeil), sous la direction de Monsieur le Professeur Jack-Gérard POSTAIRE.

Je tiens à remercier Monsieur Pierre VIDAL, Professeur à l'USTL, ex-Directeur du Laboratoire d'Automatique I³D, anciennement Centre d'Automatique de Lille, de m'avoir accueillie au sein de son laboratoire.

Je remercie Monsieur Christian VASSEUR, Professeur à l'USTL, Directeur du Laboratoire d'Automatique I³D pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury de ma thèse, et d'avoir accepté de juger mon mémoire.

Je suis très honorée par la présence dans ce jury de Monsieur Alain JUTARD, Professeur à l'INSA de Lyon, et Monsieur Denis de BRUCQ, Professeur à l'Université de Rouen. Qu'ils trouvent ici mes sincères remerciements pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce travail.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude à Monsieur le Professeur Jack-Gérard POSTAIRE, mon Directeur de thèse, pour l'intérêt qu'il a porté à mes travaux, et pour ses conseils.

Ma reconnaissance va à Ludovic MACAIRE, co-directeur de mes travaux de recherche qui, par ses nombreux conseils et sa grande compétence, m'a permis de mener à bien ce travail. Je tiens également à le remercier pour l'aide précieuse qu'il m'a apportée pour la rédaction de ce mémoire.

Je remercie Georges CUIENGNET, Chef du département Productique de l'École des Mines de Douai, de m'avoir accueillie au sein de son département.

Je remercie plus particulièrement Monsieur Henri DELEPLANQUE, enseignant-chercheur à l'École des Mines de Douai, d'avoir accepté de faire partie de ce jury.

Je remercie également tous les membres de l'École des Mines de Douai, d'avoir participé, de près ou de loin, à l'aboutissement de ce travail.

Je remercie Monsieur Michel VALETTE, médecin clinicien au Service des Maladies Infectieuses et du Voyageur de l'Hôpital Dron de Tourcoing, initiateur de ce projet, pour l'intérêt qu'il a porté à mes travaux.

Je remercie Monsieur Pierre LABALETTE, médecin ophtalmologiste au Service Universitaire d'Ophtalmologie de l'Hôpital Huriez de Lille, pour l'aide qu'il a apportée pour ce travail et à la rédaction de ce mémoire.

Je tiens à remercier particulièrement François CABESTAING, pour l'aide qu'il m'a apportée dans la rédaction de ce mémoire, et pour son logiciel CLASSMAN qui m'ont permis de développer mes algorithmes.

Je remercie Christophe VIEREN pour l'aide qu'il m'a apportée pour le développement de mes procédures de traitement d'images.

Je remercie Frédéric DURACK pour l'aide qu'il m'a apportée dans les problèmes de logiciels informatiques.

J'exprime une chaleureuse gratitude à l'ensemble des membres du Laboratoire d'Automatique I³D, et plus particulièrement à tous les thésards pour leur sympathie et leur gentillesse durant ces quelques années passées en leur compagnie.

Je remercie également les membres du Laboratoire des Capteurs et Instrumentation pour leur sympathie.

Je remercie chaleureusement tous mes amis pour les bons moments passés ensemble et plus particulièrement Beby et Laurent, Rong, Vololona, Vonjy, Didier et Nirina pour leur extrême gentillesse.

Je tiens à exprimer ici ma reconnaissance pour toute ma famille, mes parents, tous mes frères et soeurs sans exception pour l'aide qu'ils m'ont apportée, de près ou de loin, durant ces longues années.

Enfin, je tiens à remercier du fond du coeur Nirina, pour ses encouragements, sa patience et son soutien, et sans qui je n'aurais pas fini cette thèse.

SOMMAIRE

INTRODUCTION	1
--------------------	---

CHAPITRE 1: Le projet ACINFO

1.1 INTRODUCTION	3
1.2 JUSTIFICATION DU PROJET ACINFO.....	6
1.3 SOLUTION MATÉRIELLE PROPOSÉE.....	8
1.3.1 Acquisition des images numériques couleur de fond d'oeil	8
1.3.2 Stockage et exploitation des résultats de mesure	10
1.4 DESCRIPTION D'UNE IMAGE DE FOND D'OEIL.....	11
1.4.1 La rétinographie	11
1.4.2 Anatomie de l'oeil.....	13
1.4.3 Anatomie d'une image de fond de l'oeil	15
1.4.4 Repères anatomiques utilisés par les ophtalmologistes.....	16
1.5 PHYSIOPATHOLOGIE.....	17
1.5.1 Premier cas :	18
1.5.2 Deuxième cas	19
1.5.3 Troisième cas	20
1.5.4 Quatrième cas	22
1.5.5 Cinquième cas	23
1.5.6 Sixième cas	27
1.6 CARACTÉRISATION DES LÉSIONS DE RÉTINITE À C.M.V.....	28
1.6.1 La mesure colorimétrique des lésions	28
1.6.2 La géométrie des lésions	28
1.6.3 La localisation des lésions.....	29
1.7 REPÈRES ANATOMIQUES POUR UNE LOCALISATION AUTOMATIQUE DES LÉSIONS	30
1.8 CONCLUSION.....	32

CHAPITRE 2: Détection des repères anatomiques par analyse d'images angiographiques numériques

2.1 INTRODUCTION	34
2.2 FORMATION D'UNE IMAGE ANGIORÉTINOGRAPHIQUE D'UN VAISSEAU RÉTINIEN TRIDIMENSIONNEL.....	35

2.3 DEUX CAS DE REPRÉSENTATION D'UN VAISSEAU RÉTINIEN DANS UNE IMAGE ANGIORÉTINOGRAPHIQUE.....	37
2.3.1 La bifurcation.....	37
2.3.2 La juxtaposition	39
2.4 QUELQUES DÉFINITIONS.....	40
2.5 LES COINS CONSIDÉRÉS COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES	42
2.6 LES BIFURCATIONS CONSIDÉRÉES COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES	43
2.7 LES LIGNES CENTRALES DES VAISSEAUX RÉTINIENS CONSIDÉRÉES COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES.....	44
2.7.1 Filtrage des images pour détecter les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux	44
2.7.2 Reconstruction des vaisseaux sans filtrage.....	50
2.7.3 Reconstruction des vaisseaux par suivi des pixels appartenant aux lignes centrales.....	51
2.8 LES CONTOURS DES VAISSEAUX RÉTINIENS CONSIDÉRÉS COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES	55
2.8.1 Filtrage des image pour détecter les pixels contours des vaisseaux	55
2.8.2 Reconstruction des vaisseaux par suivi des pixels contours.....	56
2.9 CONCLUSION.....	57

CHAPITRE 3: Représentation de la couleur

3.1 INTRODUCTION	60
3.2 PERCEPTION HUMAINE DE LA COULEUR.....	61
3.3 QU'EST CE QUE LA LUMIÈRE ?	63
3.4 ORIGINE DE LA SENSATION HUMAINE DE LA COULEUR.....	66
3.5 ATTRIBUTS DE LA COULEUR PERÇUE PAR UN ÊTRE HUMAIN.....	68
3.6 SYNTHÈSE ADDITIVE ET SOUSTRACTIVE	68
3.7 DE LA VISION HUMAINE A LA VISION ARTIFICIELLE.....	70
3.8 QUELQUES SYSTÈMES DE REPRÉSENTATION DE LA COULEUR	71
3.8.1 Le système CIE-RVB.....	71
3.8.2 Le système CIE-XYZ de 1931	73
3.8.3 Le système LTS	76
3.8.4 Le système YIQ	77
3.8.5 Le système I1I2I3	78
3.8.6 Le système AC1C2	78
3.8.7 Les systèmes $U^*V^*W^*$, $L^*u^*v^*$ et $L^*a^*b^*$	79

3.9 QUELQUES APPLICATIONS DE L'ANALYSE D'IMAGES COULEUR.....	83
3.9.1 Domaine industriel.....	83
3.9.2 Domaine du génie biomédical.....	85
3.10 CONCLUSION.....	87

CHAPITRE 4: Détection de contours couleur des vaisseaux rétiniens

4.1 INTRODUCTION	88
4.2 DÉTECTION DE CONTOURS COULEUR	89
4.2.1 Les gradients marginaux	90
4.2.2 Les gradients vectoriels.....	92
4.2.3 La dérivée seconde directionnelle.....	95
4.3 IMPLANTATION DE LA DÉTECTION DES CONTOURS PAR GRADIENTS VECTORIELS	97
4.3.1 Calcul des dérivées partielles avec le filtre de Deriche	98
4.3.2 Construction de l'image des contours.....	100
4.4 DÉTECTION DES CONTOURS DES VAISSEAUX RÉTINIENS	102
4.4.1 Choix des systèmes de représentation de la couleur	102
4.4.2 Résultats.....	108
4.4.3 Influence du paramètre α de l'opérateur de Deriche	109
4.5 CONCLUSION.....	110

CHAPITRE 5: Reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux rétiniens

5.1 INTRODUCTION	111
5.2 FILTRAGE DE L'IMAGE BINAIRE DES CONTOURS.....	112
5.3 RECONSTRUCTION BIDIMENSIONNELLE DES VAISSEAUX RÉTINIENS.....	115
5.3.1 Suivi des pixels contours d'un vaisseau.....	116
5.3.2 Calcul de la direction locale à une section	119
5.3.3 Première validation: continuité du pseudo-diamètre du vaisseau.....	122
5.3.4 Deuxième validation: variation colorimétrique.....	126
5.3.5 Détection des bifurcations.....	128
5.3.6 Traitement des ruptures de connexité entre les pixels contours	130
5.3.7 Cas où plusieurs pixels contours sont connexes au pixel contour courant	132
5.4 QUELQUES CAS DE SUIVI DE PIXELS CONTOURS DE VAISSEAUX RÉTINIENS.....	133

5.4.1 Premier exemple	133
5.4.2 Deuxième exemple.....	134
5.4.3 Exemple de suivi d'un vaisseau avec une bifurcation.....	139
5.5 CONCLUSION.....	143
 CHAPITRE 6: Résultats	
6.1 INTRODUCTION	145
6.2 LES PARAMÈTRES DU SUIVI RÉCURSIF DES CONTOURS	146
6.3 RÉGLAGE DES PARAMÈTRES DU SUIVI RÉCURSIF DES CONTOURS	147
6.3.1 Choix des seuils bas et haut	147
6.3.2 Critères de jugement de la reconstruction vasculaire	155
6.3.3 Choix du paramètre K_y	157
6.3.4 Choix du paramètre K_d	169
6.3.5 Choix du paramètre K_l	180
6.4 APPLICATION DE LA RECONSTRUCTION BIDIMENSIONNELLE À QUELQUES IMAGES	189
6.4.1 Premier cas.....	189
6.4.2 Deuxième cas.....	189
6.4.3 Troisième cas	190
6.4.4 Quatrième cas	190
6.5 CONCLUSION.....	197
CONCLUSION	199
ANNEXES.....	202
PUBLICATIONS DANS LE CADRE DE LA THÈSE.....	217
BIBLIOGRAPHIE	218

INTRODUCTION

Notre travail s'inscrit dans le cadre du projet ACINFO (Analyse Colorimétrique d'Images Numériques de Fond d'Oeil) auquel participent plusieurs services soignant les malades du sida et le laboratoire d'Automatique I³D.

Dans le premier chapitre, nous présentons les objectifs du projet ACINFO qui consiste à mettre en place un système automatique de mesures de l'évolution temporelle des rétinites à C.M.V.. Ces rétinites touchent la rétine de patients atteints du virus V.I.H. et sont représentées par des régions de couleur jaunâtre dans des images de fond d'oeil. La mesure de l'évolution temporelle des rétinites touchant un patient s'effectue par l'analyse d'images numériques de fond d'oeil du patient acquises à des stades différents de sa maladie.

Afin d'évaluer son évolution temporelle, la lésion doit être localisée sur chaque image de fond d'oeil.

L'étude physiologique présentée lors du premier chapitre permet de définir un repère anatomique utile à la localisation des lésions: les vaisseaux rétiens.

Notre problème consiste donc à proposer une méthode de reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux rétiens par analyse d'images de fond d'oeil.

Il semble opportun de présenter dans le second chapitre les différentes approches parues dans la littérature de reconstruction des vaisseaux sanguins par analyse d'images. Ces méthodes sont généralement divisées en deux étapes successives: la première consiste à filtrer l'image afin de mettre en évidence les pixels représentant les vaisseaux rétiens. Ces pixels sont ensuite regroupés afin de reconstruire les structures vasculaires.

Très peu de méthodes exploitent l'information couleur pour modéliser des vaisseaux rétiens. Or, cette information nous semble particulièrement pertinente pour la reconstruction des vaisseaux. Avant de montrer comment nous proposons d'intégrer la couleur à la reconstruction des vaisseaux, nous présentons, au troisième chapitre, quelques notions de représentation de la couleur ainsi que quelques applications spécifiques qui exploitent la couleur.

Notre méthode se divise en deux phases. La première, décrite dans le quatrième chapitre, consiste à détecter les contours couleur des vaisseaux rétiens.

Nous tentons également de déterminer quels sont les systèmes de représentation de la couleur les mieux adaptés à la détection de contours couleur de vaisseaux rétiens. Cette évaluation repose sur la quantification de la qualité de la localisation des contours détectés.

Dans le cinquième chapitre, nous présentons la deuxième phase de notre méthode qui consiste à reconstruire les vaisseaux rétiens par le suivi des contours détectés. Dans ce cadre, nous proposons d'exploiter la couleur des vaisseaux rétiens afin de fiabiliser la reconstruction semi-automatique. Dans ce chapitre, nous efforçons de traiter les différents cas de figures qui peuvent survenir au cours de la reconstruction des vaisseaux rétiens. Nous tentons également de définir le réglage des différents paramètres utilisés par notre approche. Ce chapitre se conclut sur la présentation des résultats obtenus sur quelques cas concrets.

Chapitre 1

Le projet ACINFO

Sommaire

- 1.1 Introduction*
 - 1.2 Justification du projet ACINFO*
 - 1.3 Solution matérielle proposée*
 - 1.4 Description d'une image de fond d'oeil*
 - 1.5 Physiopathologie*
 - 1.6 Caractérisation des lésions de rétinite à C.M.V.*
 - 1.7 Repères anatomiques pour une localisation automatique des lésions*
 - 1.8 Conclusion*
-

1.1 INTRODUCTION

Les patients atteints par le Virus de l'Immunodéficience Humaine (V.I.H.), plus connu sous le nom de virus du SIDA, sont une cible privilégiée de l'infection à CytoMégaloVirus (C.M.V.). Cette infection touche différents organes du corps humain dont l'oeil, le colon, l'oesophage et le cerveau [Flores 96] [Valette 96].

La localisation rétinienne, appelée rétinite à C.M.V., présente un risque majeur de cécité chez l'immunodéficient en l'absence de traitement antiviral spécifique rapide. En effet, le C.M.V. peut détruire progressivement la rétine, atteindre la macula, la papille optique, et engendrer l'occlusion des vaisseaux sanguins rétiniens, ou bien entraîner un décollement de rétine.

Actuellement, les ophtalmologistes dépistent les rétinites à C.M.V. par l'analyse visuelle des images de fond d'oeil des patients immunodéprimés. Ces images sont des photographies de la rétine, acquises par un appareil photographique connecté à un

angiorétinographe. La rétinite à C.M.V. se manifeste par une nécrose rétinienne. Dans les images de fond d'oeil, ces lésions sont représentées par des taches dont l'aspect blanc-jaunâtre se distingue d'un fond rouge. Afin d'évaluer l'évolution de la pathologie d'un patient, l'ophtalmologiste examine les images de fond d'oeil, acquises à des stades différents de la maladie. Il essaie d'apprécier l'évolution de la rétinite au cours du temps en comparant la forme, la surface ou la couleur des lésions rétiniennes. Ces appréciations visuelles sont reportées sur des schémas mais ne sont pas quantifiées et, de ce fait, ne sont pas totalement objectives. En effet, différentes sources d'erreurs peuvent apparaître lors de l'interprétation de ces supports photographiques d'images de fond d'oeil.

Premièrement, la perception visuelle peut varier d'une personne à l'autre. Ainsi, des variations d'interprétation du même phénomène sont inévitables d'un praticien à l'autre.

Deuxièmement, les conditions d'acquisition de l'image de fond d'oeil par un appareil photographique sont, en général, mal contrôlées. Les conditions d'éclairage peuvent notamment varier d'une prise de vue à une autre, ce qui peut entraîner des différences de qualité entre les images acquises. Ainsi, une zone de la rétine de couleur constante peut apparaître avec des couleurs différentes sur les différentes images prises au cours du suivi d'un patient. L'ophtalmologiste aura alors du mal à extraire des mesures fiables de ces images de fond d'œil et, par conséquent, à les interpréter.

Ces limitations de l'appréciation visuelle de la rétinite à C.M.V. ont amené le Service Universitaire des Maladies Infectieuses et du Voyageur de l'Hôpital Dron de Tourcoing à mettre en place le projet ACINFO (Analyse Colorimétrique d'Images Numériques du Fond d'Oeil).

Ce projet est dirigé par le Docteur Valette, médecin d'étude clinique. Il met en relation plusieurs intervenants, à savoir :

- le Service Universitaire des Maladies Infectieuses et du Voyageur, de l'Hôpital Dron de Tourcoing, dirigé par le Professeur Mouton. Ce service accueille la majorité des patients atteints par le VIH qui habitent la région du Nord Pas-de-Calais,

- le Service d'Ophtalmologie de l'Hôpital Dron de Tourcoing, dirigé par le Professeur Razemon,
- le Service Universitaire d'Ophtalmologie de l'Hôpital Huriez de Lille, et notamment le Docteur Labalette,
- le Service du CERIM, associé au CNRS, de l'Université de Lille II, dirigé par le Professeur Beuscart.

Le projet consiste à mettre en place un système de quantification automatique des lésions rétinienues et de leur évolution dans le temps, par analyse d'images de fond d'oeil en couleur. Ces mesures permettront d'évaluer objectivement l'étendue de la pathologie, son évolution, mais également de comparer plus précisément l'efficacité des traitements antiviraux administrés aux patients atteints de rétinite à C.M.V.

Dans le deuxième paragraphe de ce chapitre, nous présentons les raisons qui ont amené à mettre en place ce projet et, dans le troisième paragraphe, nous exposons la solution matérielle proposée.

Le quatrième paragraphe est consacré à une description rudimentaire d'une image de fond d'oeil. L'objectif est de présenter au lecteur comment s'effectue une angiographie rétinienne et de lui indiquer les éléments essentiels présents dans une image de fond d'oeil.

Dans le cinquième paragraphe, nous présentons quelques cas de lésions à C.M.V. qui mettent en évidence la variété des pathologies ainsi que les interprétations médicales qui leurs sont liées.

L'étude de ces cas débouche dans le sixième paragraphe sur une ébauche de caractérisation des régions de l'image qui représentent des lésions à C.M.V..

Cette étude de cas démontre également que pour évaluer l'évolution temporelle d'une lésion à C.M.V., le praticien en compare l'aspect à partir de deux images acquises à des stades différents de la maladie. Cette comparaison nécessite au préalable de repérer la lésion à analyser dans les 2 images, grâce à sa localisation sur la rétine. Dans le septième paragraphe, nous décrivons quels sont les repères anatomiques que nous avons choisis pour mettre en oeuvre la localisation automatique d'une lésion dans une image de fond d'oeil.

Ce chapitre se termine par une conclusion qui cadre le travail que nous avons effectué dans le projet et qui décrit la problématique sur laquelle nous nous sommes arrêtés.

1.2 JUSTIFICATION DU PROJET ACINFO

Depuis 1988, une étude clinique a été entreprise par le Dr. Michel Valette pour évaluer l'ampleur et le nombre de cas de rétinite à C.M.V. traités au sein du Service de l'Hôpital Dron des Maladies Infectieuses [Valette 96]. Cette étude a révélé :

- une nette augmentation du nombre de nouveaux cas de rétinite chez les patients immunodéprimés entre 1990 et 1995,
- une progression du nombre de cas cumulés, c'est-à-dire du nombre de patients atteints de rétinite à C.M.V suivis par année (cf. figure 1. 1). Le nombre de cas cumulés n'est pas égal à la somme des nouveaux cas comptabilisés les années précédentes en raison du très fort taux de décès de ces patients.

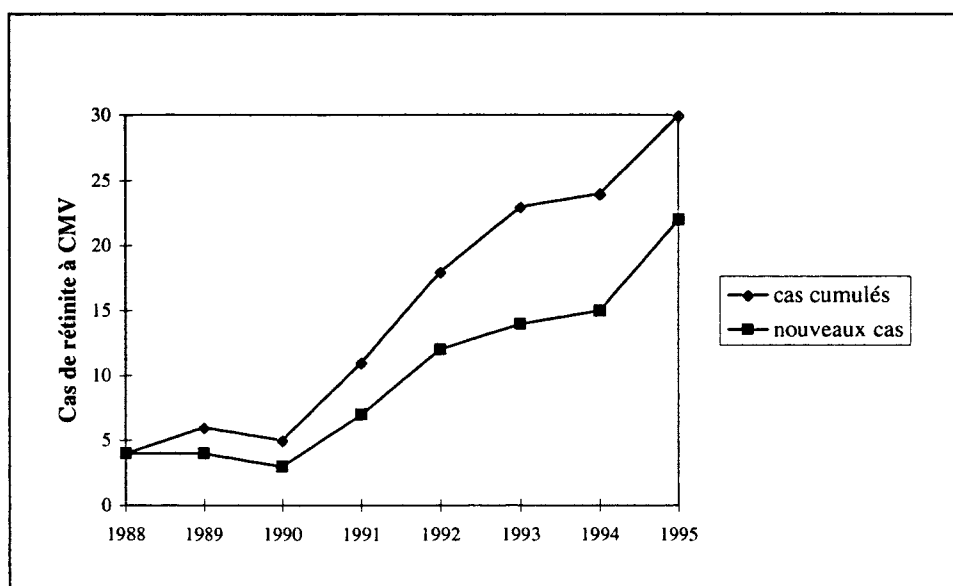


Figure 1. 1 : Evolution du nombre de cas de rétinite à CM.V.

Par ailleurs, les différentes thérapeutiques antivirales prescrites, ainsi que l'amélioration du suivi des patients immunodépressifs, ont permis un allongement de leur vie. Mais, paradoxalement, ce phénomène s'accompagne d'une plus grande exposition des patients à la rétinite à C.M.V., ce qui entrave leur qualité de vie du fait du risque de cécité.

Aussi, le dépistage rapide et systématique du C.M.V. par le clinicien s'avère important, de façon à pouvoir mettre en œuvre, dans les meilleurs délais, le traitement d'attaque le mieux adapté à la situation.

La grande difficulté actuelle réside dans l'incapacité de classer et de définir une hiérarchie dans l'efficacité de ces thérapeutiques. Ainsi, des méthodes de comparaison des résultats de ces traitements sont indispensables dans le but de pouvoir identifier le traitement le plus efficace pour chaque patient.

Enfin, l'archivage des documents constitués par les dossiers des patients doit être maîtrisé. En effet, des centaines, voire des milliers de dossiers patients sont archivés et répertoriés sur des sites différents. Cette dispersion entrave leur consultation et leur exploitation. Jusqu'ici, l'archivage des photographies sur un support papier ne permet pas d'effectuer une évaluation efficace des essais thérapeutiques. Un autre type d'archivage est alors proposé.

Il utilise un système informatique doté de logiciels de traitement de bases de données. Les dossiers patients, comprenant les images numérisées de fond d'oeil ainsi que les informations liées aux traitements suivis, sont enregistrés dans une base de données dont l'exploitation informatisée facilite la comparaison ultérieure de ces dossiers en vue d'une standardisation des traitements antiviraux à prescrire.

En résumé, le projet ACINFO a pour but de :

- mesurer l'évolution dans le temps de la rétinite à C.M.V. sur un patient, à partir de l'analyse automatique d'images de fond d'oeil couleur, acquises à des stades différents de l'évolution de la maladie. Les chercheurs du Laboratoire d'Automatique I³D ont pour tâche de concevoir un tel système d'analyse d'images.
- fournir un outil de travail informatisé rapide et efficace, pour l'exploitation des données liées aux traitements antiviraux.

1.3 SOLUTION MATÉRIELLE PROPOSÉE

La méthode pour mesurer l'évolution dans le temps de la rétinite à C.M.V. doit respecter les contraintes suivantes :

- elle doit fournir, à partir de l'analyse automatique d'une image numérisée, des mesures morphométriques et colorimétriques quantitatives des lésions et ce, pour n'importe quel patient.
- elle doit permettre de mettre en correspondance les représentations d'une même lésion entre deux images acquises à des moments différents. Ainsi, le praticien peut évaluer l'évolution temporelle des mesures propres à une lésion qu'il aura choisie.
- elle doit permettre au praticien d'interpréter les résultats des essais thérapeutiques le plus précisément possible.

La solution que nous proposons est fondée sur le traitement automatique d'images numériques couleur de fond d'oeil. Elle est détaillée dans ce qui suit.

1.3.1 Acquisition des images numériques couleur de fond d'oeil

L'acquisition des images de fond d'oeil est assurée par une caméra couleur numérique tri-CCD, SONY DKC-5000, connectée à un angiorétinographe. Cette caméra possède des caractéristiques techniques excellentes.

En effet, la taille du capteur de la caméra utilisée (1520 x 1144 pixels) garantit une résolution spatiale de l'image satisfaisante. Par ailleurs, la caméra quantifie sur 10 bits l'intensité lumineuse reçue par chaque pixel sur chacun des trois canaux Rouge, Vert et Bleu. Elle fournit à l'unité centrale une image où pour chaque pixel, l'intensité selon les 3 canaux est codée avec les 8 bits de poids fort des 10 disponibles. Ainsi la codification standard en 8 bits de l'intensité lumineuse selon chaque canal en est d'autant plus significative.

Comme la couleur représentée en chaque pixel est codée sur 3 x 8 bits, l'image acquise permet de distinguer des nuances de couleurs difficilement perceptibles par l'être humain. En

effet, l'oeil humain est capable de distinguer environ 300 000 couleurs alors que la couleur de chaque pixel peut être codée selon 16 millions de valeurs.

Par ailleurs, nous avons précédemment souligné que la qualité des images et les couleurs de la rétine observée peuvent varier en fonction des conditions d'éclairage qui prévalent lors de leur acquisition. Ce problème peut entraîner des différences d'interprétation des images. Cet inconvénient peut être en partie résolu grâce à un paramétrage colorimétrique de la caméra : l'équilibrage de la balance de blancs et des noirs [Chah 82]. Cette procédure de réglage de la caméra numérique est effectuée avant l'acquisition d'une image couleur. Elle consiste à ajuster des tables de conversion pour obtenir un rendu identique des couleurs quelle que soit la température de couleur de la source d'éclairage. Cela permet de standardiser les mesures colorimétriques obtenues lors de l'acquisition d'images de fond d'oeil à des moments différents. Ainsi, ces images peuvent être comparées pour mesurer l'évolution colorimétrique de chaque lésion.

La nouvelle chaîne d'acquisition des images couleur de fond d'oeil est schématisée sur la figure 1. 2. Elle est constituée des éléments suivants:

- angiorétinographe TOPCON équipé d'un flash qui, déclenché au top d'acquisition d'une image, éclaire la rétine.
- caméra numérique SONY DKC-5000 fixée sur l'angiorétinographe, par l'intermédiaire d'une bague d'adaptation.
- processeur numérique pour la conversion Numérique/Analogique, qui permet de visualiser sur un moniteur couleur l'image saisie par la caméra, de stocker les images acquises dans une mémoire image, et de les transférer vers une unité centrale de traitement via un port SCSI.
- moniteur couleur pour l'affichage des images acquises et des images traitées.
- unité centrale de traitement supportant le logiciel d'acquisition Photoshop, qui permet entre autre d'envoyer les commandes de prise de vue, de transfert d'images, et de stockage sur le disque dur de l'unité centrale. Cette unité centrale contient également le logiciel d'analyse d'images que nous avons développé spécifiquement

pour quantifier les lésions rétinienne. Ce logiciel, écrit en langage C, est réalisé sous l'environnement Classmanager qui est une boîte à outils de traitement d'images sous Windows réalisée par F. Cabestaing, enseignant-chercheur du Laboratoire d'Automatique I³D.

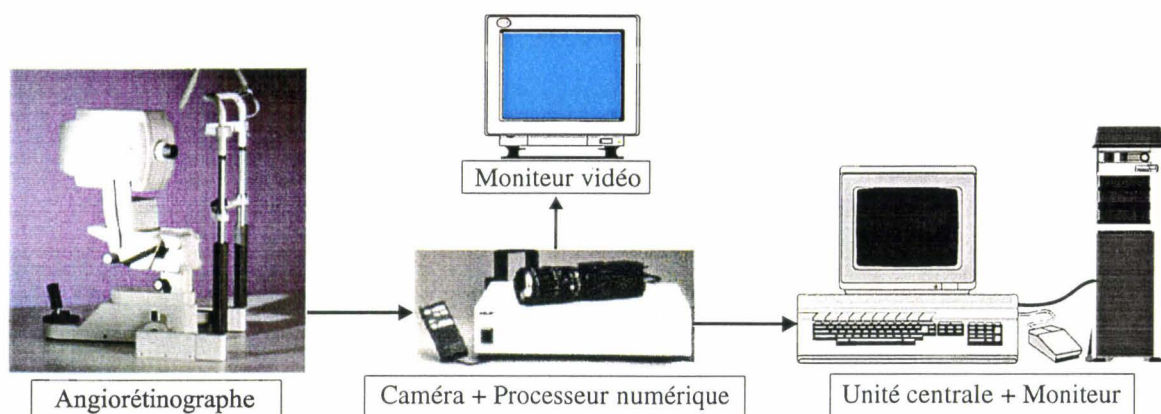


Figure 1. 2: Chaîne d'acquisition d'une image de fond d'œil couleur.

Comme la rétine observée par la caméra est affichée sur un moniteur vidéo, le praticien ou le technicien responsable de l'acquisition peut facilement ajuster la netteté de l'image.

D'autre part, grâce à l'emploi du moniteur vidéo, le praticien peut dialoguer aisément avec le technicien chargé de l'acquisition et lui indiquer quelles sont les images de fond d'œil acquises qu'il faut sauvegarder.

1.3.2 Stockage et exploitation des résultats de mesure

Des acquisitions d'images numériques de fond d'œil sont effectuées sur chaque patient, à des stades différents de sa maladie. Cette stratégie est indispensable pour suivre l'évolution de la pathologie rétinienne. Ces images numérisées sont stockées sur des supports inaltérables et peu encombrants tels que disquettes, disques ZIP ou CD-ROMs.

Par ailleurs, l'exploitation des données numériques à l'issue du suivi ophtalmologique des patients peut être plus aisée grâce à la constitution d'une base de données informatique, construite avec le logiciel Phraséa III. Cette base de données contient le dossier médical et

ophtalmologique de chaque patient. Ces dossiers patients informatisés sont constitués des noms des patients codés, des images numériques successives acquises pour chaque patient, du traitement antiviral prescrit et des résultats obtenus.

Non seulement, cette base de données facilite des recherches parmi des fichiers similaires à partir de mots clés, mais elle permet également de mettre en œuvre plus facilement des études statistiques sur les traitements suivis par chaque patient, ce qui facilite l'évaluation des essais thérapeutiques.

Nous avons exposé rapidement dans cette partie la solution proposée dans le cadre du projet ACINFO. Cette solution est fondée sur l'utilisation d'un système informatisé de mesures des lésions à C.M.V., à partir de l'analyse automatique d'images de fond d'oeil couleur acquises à l'aide d'une caméra numérique.

1.4 DESCRIPTION D'UNE IMAGE DE FOND D'OEIL

Il nous semble maintenant opportun de décrire le contenu d'une image de fond d'oeil. Dans un premier temps, nous présentons le déroulement d'une rétinographie. Avant de détailler ensuite les éléments anatomiques qui sont présents dans les images acquises, nous présentons rapidement l'anatomie d'un oeil. Enfin, nous expliquons quels sont les repères anatomiques utilisés par les ophtalmologistes qui leur permettent de localiser une zone sur une image de fond d'oeil.

1.4.1 La rétinographie

L'angiographie est une projection bidimensionnelle de structures vasculaires [Lecornu 95]. Dans le cas de "*l'angiorétinographie*" ou "*rétinographie*", qui est l'angiographie du fond de l'oeil, il s'agit d'obtenir une image de fond d'oeil qui correspond à une cartographie détaillant les différentes régions de la rétine: le réseau vasculaire rétinien, la macula, la fovéa, la papille, etc.

Grâce à cette technique, le praticien dispose d'une image bidimensionnelle de la vascularisation rétinienne, sur laquelle apparaissent également les éventuelles lésions rétiniennes.

La prise de vue s'effectue après que le médecin ait instillé quelques gouttes de collyre mydriatique dans les yeux pour dilater la pupille.

Le visage du patient est placé sur une mentonnière. Le rétinographe, ou l'angiorétinographe, est réglé de telle sorte que l'oeil à examiner soit dans l'axe du viseur (cf. figure 1. 3).

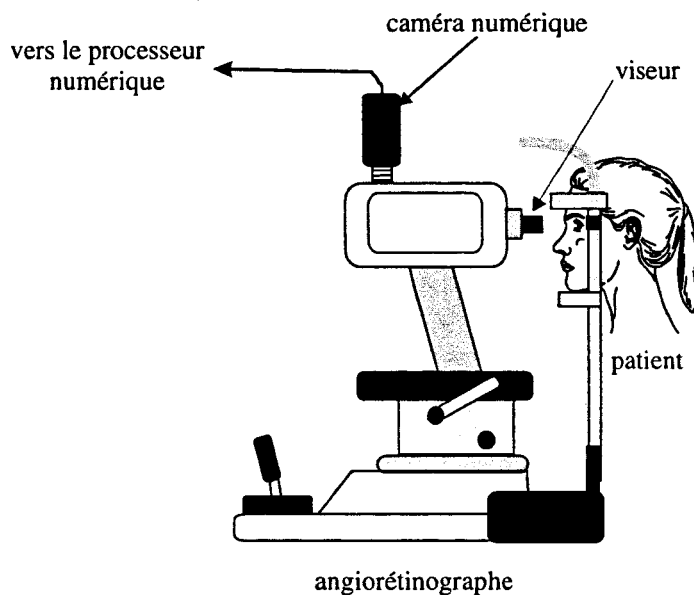


Figure 1. 3 : Acquisition d'images de fond d'œil

Une image de fond d'œil ne permet pas de restituer la totalité de la surface de la rétine. Le médecin spécifie donc au technicien chargé de l'angiographie, les zones rétinienne qui doivent être présentes sur l'image de fond d'œil à acquérir. Le patient, pendant l'acquisition d'une image, maintient un axe de regard précis, afin que la zone rétinienne désirée entre dans le champ de la caméra. Quand le technicien effectue une prise de vue, l'angiorétinographe déclenche un flash synchronisé avec la saisie de l'image par la caméra. La direction du flash est fixe et l'intensité est préalablement choisie parmi un ensemble de valeurs possibles. Les conditions d'éclairage de la rétine sont les mêmes pour tous les patients afin d'éviter des fluctuations colorimétriques d'une image à l'autre.

Il existe deux méthodes d'acquisition des images angiographiques: avec ou sans produit de contraste. Dans le cas où on injecte un produit de contraste, l'angiographie consiste à suivre la diffusion du produit dans le réseau vasculaire du patient. Les vaisseaux se remplissent du produit de contraste et deviennent entièrement fluorescents [Mbom 95].

On peut alors obtenir des images angiographiques soustraites: ces images sont le résultat de la soustraction entre une image angiographique acquise avant l'injection du produit de contraste, servant de "masque", et une image angiographique de la même rétine après l'injection. Seuls les vaisseaux apparaissent sur l'image résultant de la soustraction si les vaisseaux sont situés exactement au même endroit dans les deux images utilisées pour la soustraction.

Pour examiner des lésions à C.M.V., le patient ne peut pas recevoir de produit fluorescent afin de ne pas dégrader la qualité de la représentation des lésions dans l'image de fond d'oeil. Dans ce cas, les vaisseaux ne se distinguent pas toujours nettement du fond de la rétine. Nous constaterons au deuxième chapitre qu'il est nécessaire de mettre en oeuvre des méthodes d'analyse d'images complexes pour parvenir à en extraire les vaisseaux rétinien.

Afin de comprendre le contenu d'une image de fond d'oeil et l'étude de cas pathologiques, il nous semble opportun de présenter brièvement l'anatomie d'un oeil afin de préciser le rôle de chaque élément qui le constitue.

1.4.2 Anatomie de l'oeil

L'oeil a une forme sphérique presque parfaite avec un diamètre d'environ 2,5 cm. Une représentation de l'anatomie de l'oeil est présentée sur la figure 1. 4, que nous allons décrire ci-après [Dordet 90] [Nicole 97]:

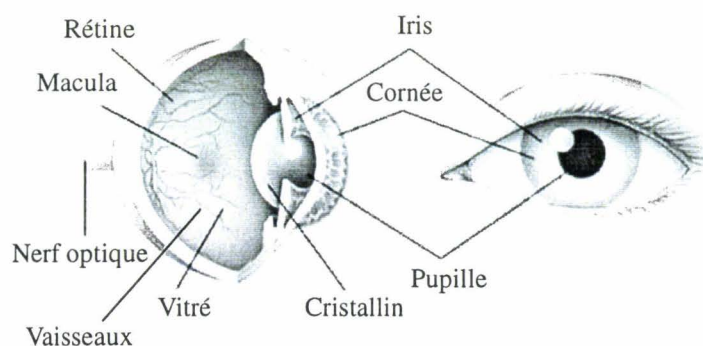


Figure 1. 4: Anatomie de l'oeil. [Eyenet]

- **La cornée** : c'est une membrane transparente et résistante qui constitue l'avant du globe oculaire. Son entretien est effectué grâce aux mouvements perceptuels des paupières qui répartissent le film lacrymal. Son rôle est de protéger le globe oculaire sur la face avant.
- **L'iris** : c'est un disque dont la couleur va du bleu au gris si les pigments y sont rares, et qui est de couleur plus sombre (marron) quand ceux-ci sont abondants. Ce que l'on appelle "la couleur d'un oeil" est en fait la couleur de son iris.
- **La pupille** : c'est un trou circulaire au milieu de l'iris. Il joue le rôle de diaphragme en se contractant pour doser la quantité de lumière qui pénètre dans l'oeil. Sa taille varie donc en fonction de la lumière reçue.
- **Le cristallin** : c'est une lentille à focale variable qui nous permet d'avoir une vision nette des objets que nous observons : Son rôle est d'effectuer les mises au point optiques des images que nous percevons en s'amincissant ou en s'épaississant selon les besoins.
- **Le vitré ou corps vitré** : c'est un liquide transparent et visqueux qui remplit le globe oculaire, en arrière du cristallin. Il a un rôle « d'air-bag » et de filtre.
- **La choroïde** : c'est une membrane pigmentée fortement vascularisée qui se trouve sous la rétine. Son rôle est de nourrir l'épithélium pigmentaire et les cellules photoréceptrices rétiniennes (*cônes et bâtonnets*) qui sont accolées à la choroïde. Elle constitue un écran opaque à l'intérieur de la paroi oculaire.
- **La rétine** : c'est la membrane neurosensorielle du fond de l'oeil. Elle est très vascularisée: elle contient un important réseau de veines et d'artères. La lumière qui pénètre dans l'oeil doit traverser la rétine pour atteindre la couche sensible des cônes et des bâtonnets. Les cônes et les bâtonnets sont les cellules photoréceptrices, qui captent l'influx nerveux et le transmettent au cerveau afin qu'il le décode pour former une image.
- **Le nerf optique** : son rôle est de conduire vers le cerveau les informations fournies par l'oeil.

1.4.3 Anatomie d'une image de fond de l'oeil

Une image de fond d'oeil est présentée sur la figure 1. 5. On peut y distinguer les éléments suivants qui correspondent aux différentes parties de la rétine [Universalis 97] [Larousse 88]:

- **la macula** : également appelée « *tache jaune* », elle constitue la partie centrale de la rétine. Elle nous permet de voir les détails les plus fins en éclairage diurne.
- **la fovéa** : elle est située au centre d'une dépression de la macula. Comme elle est très riche en cônes, la vision y atteint la plus grande netteté.
- **la papille optique** : elle est le point d'arrivée et de départ des vaisseaux sanguins rétiniens. Elle représente également le point de départ du nerf optique. Elle est située à 4mm de la fovéa et mesure environ 1,5 mm de diamètre. Elle est appelée *tache aveugle de Mariotte* car elle ne comporte pas de photorécepteurs et ne perçoit pas de lumière. Ceci est dû à l'absence de cônes et de bâtonnets, cellules photoréceptrices rétiniennes nécessaires à la perception visuelle.
- **les vaisseaux sanguins** : ils sont de deux types : les artères qui transportent le sang de la papille vers la périphérie de la rétine, et les veines qui drainent le sang de la rétine vers la papille. Plus le vaisseau est près de la papille, plus son diamètre est important. Les veines diffèrent des artères par leur plus sombre aspect et par leur plus grand diamètre.

Après avoir détaillé les différents éléments qui constituent une image de fond d'oeil, nous présentons comment les ophtalmologistes parviennent à les repérer.

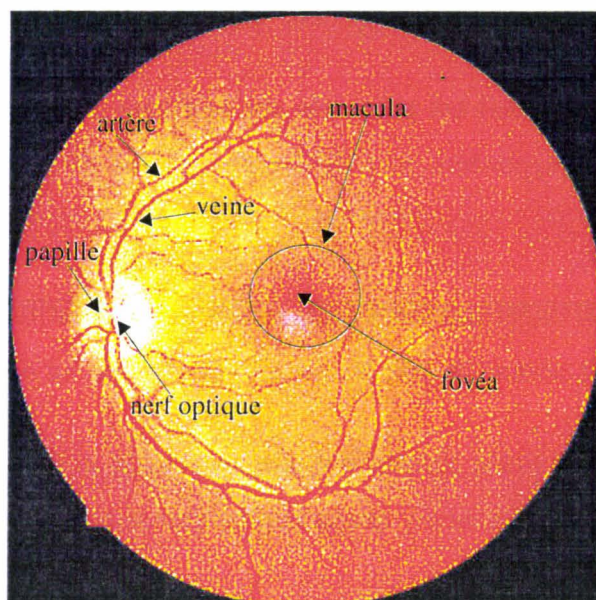


Figure 1. 5 : Anatomie du fond d'oeil

1.4.4 Repères anatomiques utilisés par les ophtalmologistes

Les ophtalmologistes divisent les images de fond d'oeil en plusieurs zones pour repérer les positions des éléments considérés. Ces zones sont repérées par rapport à la macula et/ou la papille, la tempe et le nez [Goldbaum 96]. Il s'agit d'un système de coordonnées polaires du fond d'oeil centré sur macula (cf. figure 1. 6).

Dans notre cas, pour localiser une lésion, le médecin se repère par rapport à la papille et la macula. La position de la macula par rapport à la papille permet de savoir si l'oeil observé est droit ou gauche. La macula se trouve toujours à l'extérieur de la papille. Ainsi pour l'oeil droit, la macula est à la gauche de la papille et, pour l'oeil gauche, elle est à la droite.

Prenons le cas d'un oeil droit. Tout ce qui se trouve à gauche de la macula est considéré plus proche de la tempe que du nez. Ainsi, tout élément à gauche (respectivement à droite) de la macula a une position temporale (respectivement nasale). D'autre part, tout élément situé au-dessus (respectivement au-dessous) de la macula est dit supérieur (respectivement inférieur).

Le fond d'œil est divisé en trois anneaux concentriques centrés sur la macula :

- la périmaculaire entoure la macula,
- l'arcade contient la papille,
- la périphérie est l'anneau extérieur.

La périmaculaire et l'arcade sont divisées en quatre arcs de $\pi/2$ qui sont supérieur ou inférieur et nasal ou temporal.

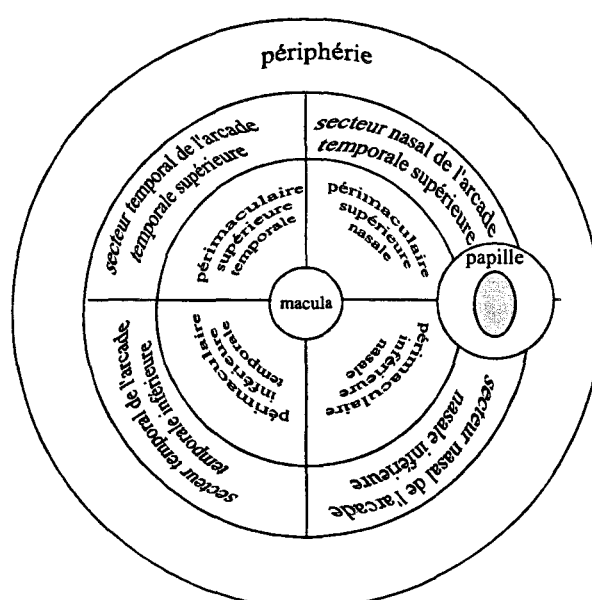


Figure 1. 6 : Système de coordonnées polaires d'un fond d'œil droit.

Ces différentes zones permettent de repérer grossièrement la position d'un élément dans une image de fond d'œil.

1.5 PHYSIOPATHOLOGIE

Afin de mettre en évidence les problèmes soulevés par la mesure de l'évolution temporelle des lésions de rétinite à C.M.V., nous présentons brièvement quelques exemples de pathologies.

Auparavant, il est important de souligner le cadre de cette étude de cas pathologiques. Nous ne tenons pas à décrire en détail l'interprétation médicale très pointue et complexe de ces différents cas. Par contre nous tentons de mettre en lumière les deux points suivants.

Le premier est en rapport direct avec l'objectif final du projet ACINFO. Il s'agit de la description de l'évolution temporelle d'une lésion afin de pouvoir déterminer quels sont les attributs morphométriques et colorimétriques qui permettent de quantifier cette évolution.

Le second est lié à notre participation au projet ACINFO. Il s'agit de comprendre comment les ophtalmologistes procèdent pour localiser une même lésion dans deux images acquises à des stades différents de la maladie et dans quelle mesure leur approche peut être automatisée.

1.5.1 Premier cas :

Le premier cas concerne un patient pour lequel la guérison a été obtenue. Il est illustré par deux images de fond d'œil gauche, acquises respectivement le 26 Août 1994 (cf. figure 1. 7) et le 8 Septembre 1994 (cf. figure 1. 8).

L'ophtalmologiste a décelé une lésion à C.M.V. qui est entourée en blanc dans l'image de la figure 1. 7 saisie le 26 Août 1994. Elle est représentée par une région de couleur blanc-jaunâtre, dont il est difficile de déterminer les frontières.

La figure 1. 8 représente l'image du même fond d'oeil acquise après dix jours de traitement. La papille, qui est présente sur l'image de la figure 1. 8, ne l'est pas sur celle de la figure 1. 7. Ces deux images n'ont pas donc été acquises dans les mêmes conditions, c'est-à-dire avec la même direction du regard. Nous devons choisir des points de repère solidaires de la rétine pour localiser une même lésion présente dans ces deux images. Cet exemple montre que les repères anatomiques utilisés par les médecins, à savoir la papille et la macula, ne sont pas toujours suffisants pour permettre de repérer une même lésion sur deux images de fond d'œil acquises à des moments différents. En effet, dans cet exemple, la papille ou la macula ne sont pas présentes sur les deux images.

Toutefois, un vaisseau, noté Vaisseau₁, est présent sur les deux images. Il permet donc de retrouver, dans l'image de la figure 1. 8, la zone infectée qui correspond à la zone entourée

dans l'image de la figure 1. 7. Ce cas montre que les vaisseaux rétiniens peuvent être considérés comme des repères anatomiques fiables pour repérer une même lésion dans deux images différentes. Cette même zone entourée de blanc montre que la lésion a disparu. L'ophtalmologiste peut donc constater l'efficacité du traitement qui a fait disparaître la rétinite au bout de dix jours.

Dans les cas suivants, nous précisons, comme pour cet exemple, quels sont les vaisseaux rétiniens qui peuvent être utilisés pour mettre en correspondance des zones identiques dans deux images différentes.

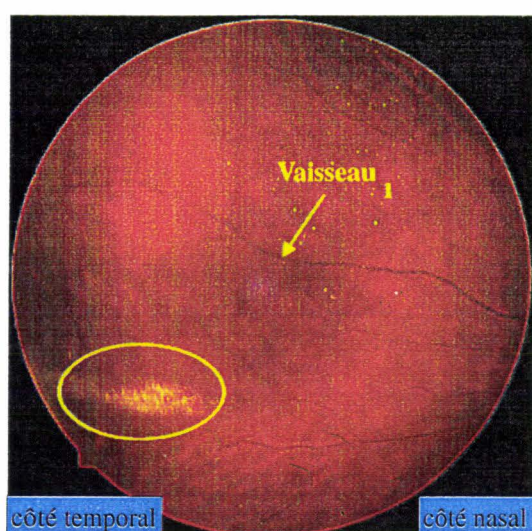


Figure 1. 7

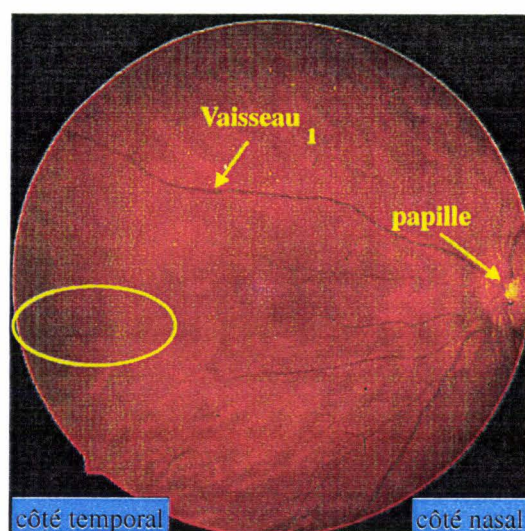


Figure 1. 8

1.5.2 Deuxième cas

Une image de fond d'oeil droit, acquise le 12 Octobre 1994, est présentée sur la figure 1. 9.

L'ophtalmologiste constate que :

- il y a des zones de rétinite à C.M.V. en (1), dont une grande partie est située dans la zone péri maculaire nasale supérieure, d'après le système de coordonnées du fond d'oeil superposé sur l'image. Il s'agit d'une nécrose importante, due à la destruction des cellules rétinienne accompagnée d'un oedème rétinien.

- le centre de la zone (1) a un aspect blanc, sa périphérie un aspect jaunâtre. Le médecin en déduit que le centre a été touché par la lésion avant la périphérie. La cicatrisation de cette zone devrait commencer par le centre s'il n'y avait pas de traitement. En effet, c'est toujours la zone la première atteinte qui cicatrise la première en absence de traitement.

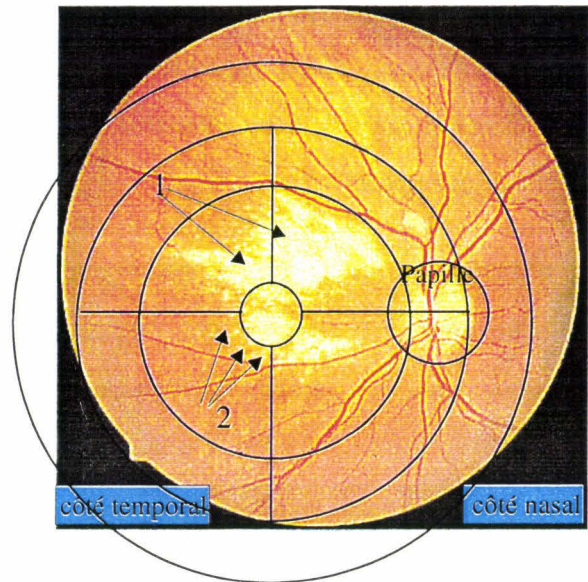


Figure 1. 9

- il est difficile de déterminer les frontières des régions qui représentent les lésions dans la zone (1). Elles se présentent sous forme «d'émission de digitations», c'est à dire que les extrémités de la région ont un aspect en «doigts de gant» (cf. figure 1. 10). Ce sont par ces "doigts" que la lésion va s'étendre.

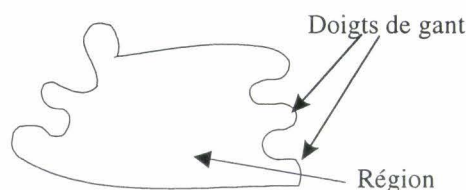


Figure 1. 10 : Emission de digitations.

- il y a des microlésions satellites en (2): ce sont des foyers initiaux de nouvelles lésions. Elles vont diffuser et se rattacher à la zone (1). Ces microlésions satellites sont récentes. Elles sont représentées par des régions fortement contrastées, aux contours nets dont la couleur est blanc-jaunâtre.

1.5.3 Troisième cas

Sur l'image de la figure 1. 11, l'ophtalmologiste constate que :

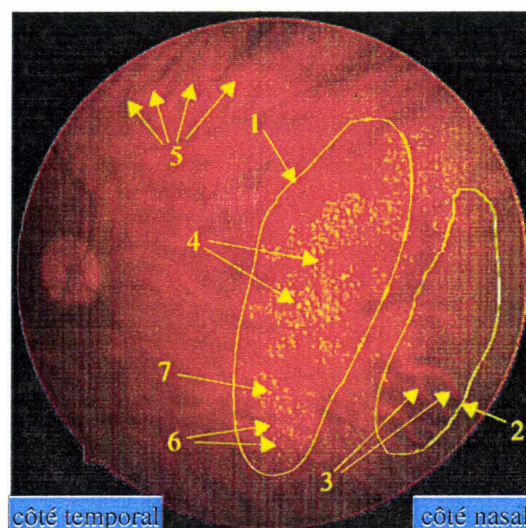


Figure 1. 11

- il y a une très grande lésion périphérique nasale pour laquelle on peut distinguer deux zones principales: une zone cicatrisée en (2), et un front évolutif en (1). Sur le front évolutif, les lésions sont de forme granulaire, ce qui peut correspondre à une forme de cicatrisation en cours : le traitement a bloqué la rétinite à ce niveau.
- dans la zone cicatrisée en (2), on distingue les vaisseaux choroïdiens (3) car l'épaisseur rétinienne est faible et la densité pigmentaire réduite.
- les petits points blancs en (4) pourraient être soit une zone de nécrose importante, soit des microcalcifications avec un reflet brillant correspondant à une zone cicatricielle. Ici, le patient est manifestement sous traitement.
- il est vraisemblable qu'il y ait une lésion de la périphérie qui cicatrise en (5). L'alignement des points en (5) ne peut pas être le fruit du hasard. C'est le signe qu'il s'est passé quelque chose à cet endroit: il y a sûrement eu un gros foyer qui s'est résorbé.
- la zone (6) contient des microfoyers satellites séparés appelés lésions " indolentes ". Ces lésions sont en train d'avancer lentement.
- il y a un groupe ou une grappe de lésions en (7) : il est difficile de dire si elles évoluent ou non. Il s'agit plutôt d'une fragmentation d'une zone jointive qui est probablement en train de cicatriser.

Cette image représente le même fond d'oeil droit que celle de la figure 1. 9, mais elle a été acquise trois mois plus tard. On en déduit que les vaisseaux, qui irriguent la choroïde sous-rétinienne apparaissent mieux après le traitement traduisant un état de cicatrisation avancée de la rétinite à C.M.V.

1.5.4 Quatrième cas

Nous présentons un autre cas sur les images des figures 1. 12 et 1. 13. Ces deux images du même fond d'oeil droit ont été acquises selon des directions de visée différentes, à vingt jours de traitement d'intervalle.

Sur l'image de la figure 1. 12, l'ophtalmologiste constate que :

- la zone (1) est atteinte de rétinite à C.M.V. active. Une grande partie de la zone arcade supérieure nasale et temporale présente un oedème rétinien, sous forme d'émission de digitations.
- en (2) apparaissent des microlésions satellites d'aspect jaunâtre.

Sur l'image de la figure 1. 13, l'ophtalmologiste retient que :

- la zone atteinte de rétinite à C.M.V. (1) est cicatrisée, en laissant une zone pigmentée « poivre et sel ». Par contre, les microlésions satellites sont toujours présentes en (2) sans tendance à l'extension.

Le médecin conclut, par l'analyse de ces deux images, que l'évolution de la lésion a été stoppée par le traitement.

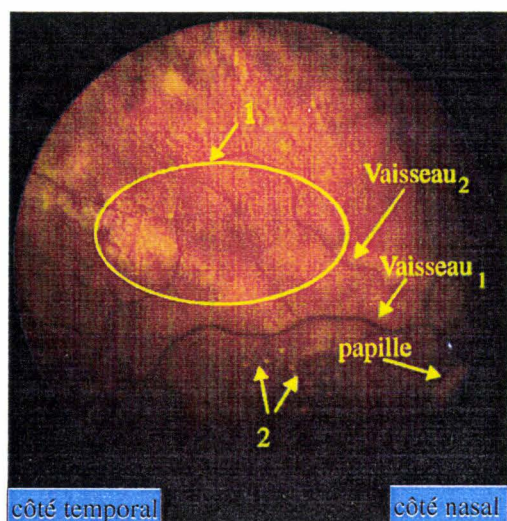


Figure 1. 12

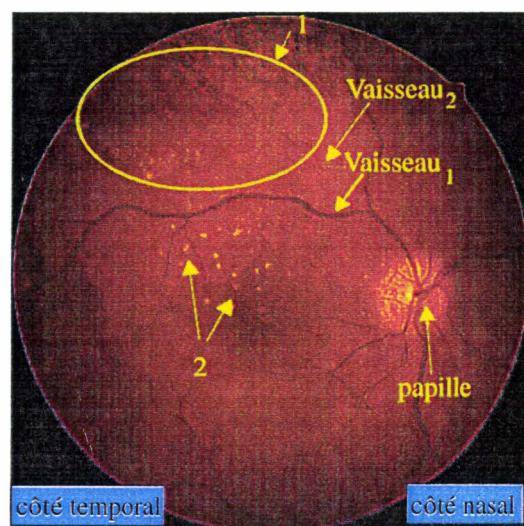


Figure 1. 13

Ce cas illustre le problème lié au recalage de deux images de fond d'oeil.

En effet, certains vaisseaux peuvent être moins contrastés, comme par exemple le vaisseau rétinien noté Vaisseau₂, ou même disparaître complètement d'une image à l'autre. Dans le cas présent, le vaisseau noté Vaisseau₂ disparaît partiellement de l'image de la figure 1. 13 car il se situe dans une zone de cicatrisation : il y a une modification du contraste et une diminution du diamètre des vaisseaux rétiens suite à la disparition du tissu fonctionnel.

Pour mettre en correspondance ces deux images, il est nécessaire d'avoir le maximum de repères possible. Le vaisseau noté Vaisseau₁ peut être utilisé à cette fin car il est présent sur les deux images. C'est lui qui permet de retrouver les zones atteintes dans les deux images.

1.5.5 Cinquième cas

Dans ce cinquième cas, nous disposons de deux images acquises à dix jours d'intervalle (cf. figures 1. 14 et 1. 15).

Ces images de fond d'oeil sont plus sombres que celles présentées précédemment. En effet, la couleur du fond d'oeil dépend de la pigmentation du patient. Ici, il peut s'agir d'un patient plus pigmenté que les précédents.

Pour mettre en correspondance les lésions présentes dans ces deux images, nous nous basons sur le vaisseau noté Vaisseau₁.

Sur ces deux images, l'ophtalmologiste distingue trois zones différentes :

- une papillite en (1) où des lésions à C.M.V. recouvrent la papille,
- une rétinite en (2) du côté nasal inférieur,
- des microlésions satellites en (3).

CAS DE RETINITE

En comparant l'image de la figure 1. 14 et celle de la figure 1. 15, le médecin constate :

- que l'étendue de la rétinite à C.M.V. en (2) a diminué après dix jours de traitement. Cette rétinite à C.M.V. est donc en voie de guérison.
- Par contre, des microfoyers satellites persistent malgré le traitement en (3).

Pour mesurer l'évolution des lésions dans les zones 1, 2 et 3, il est nécessaire de repérer ces trois zones dans les images des figures 1. 14 et 1. 15. Il est possible d'effectuer une mise en correspondance des zones entre ces deux images grâce à plusieurs vaisseaux rétinien, et notamment grâce au vaisseau noté Vaisseau₁, qui est présent dans les deux images.

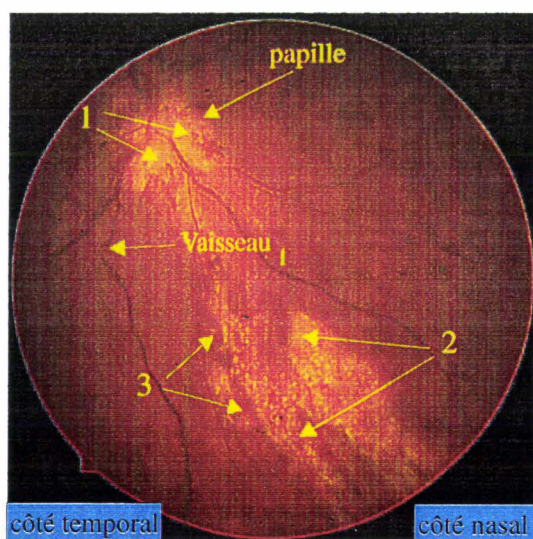


Figure 1. 14

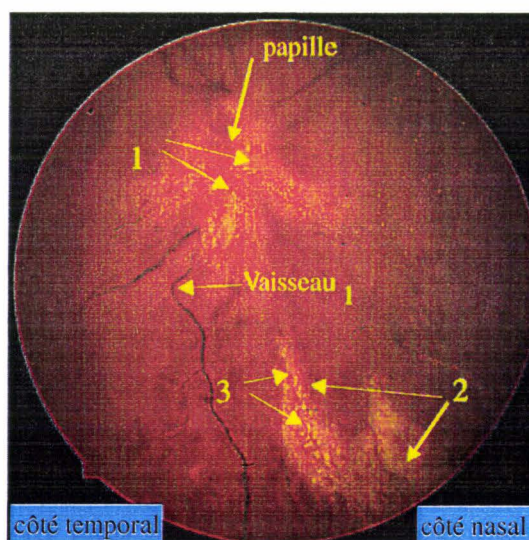


Figure 1. 15

CAS DE PAPILLITE

La figure 1. 16 correspond au même fond d'œil acquis à la même date que celui de la figure 1. 15, mais avec une autre direction de prise de vues. Cette image met mieux en évidence la papillite. L'état de la papillite en (1) s'est aggravé par rapport à celui observé sur l'image de la figure 1. 14. La papille est qualifiée ici de « perdue », conséquence des occlusions vasculaires en (4), autour de la papille, qui correspondent à une obstruction pathologique des vaisseaux. En (5), l'ophtalmologiste constate également une flaque hémorragique. Les vaisseaux en (6), plus sombres que des vaisseaux sains, présentent également une occlusion vasculaire.

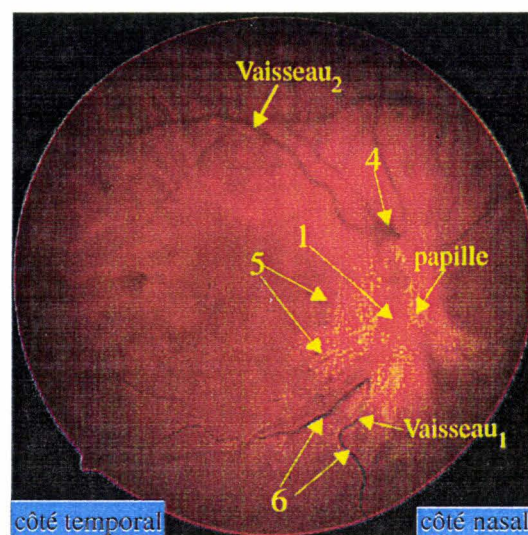


Figure 1. 16

La comparaison entre les deux images de la figure 1. 15 et de la figure 1. 16 montre la nécessité de disposer d'images du même fond d'œil acquises selon différentes directions de visée, pour mieux mettre en évidence les parties intéressantes de la rétine. Dans ce cas, l'état de la papille est mieux observé sur l'image de la figure 1. 16 que sur celle de la figure 1. 15.

CAS DE RETINITE ATTEIGNANT LES VAISSEAUX RETINIENS

Deux autres images du fond d'œil droit, du même patient, sont présentées dans ce qui suit. Les images des figures 1. 17 et 1. 18 ont été acquises respectivement trois et six mois après celle de la figure 1. 16.

En examinant l'image de la figure 1. 17, le médecin constate que :

- la papille, qui a été atteinte par l'infection (1) sur l'image de la figure 1. 16, semble retrouver un aspect normal. Malheureusement, ceci n'est dû qu'à la destruction des fibres nerveuses constituant la papille. Ces fibres nerveuses ont été atteintes par l'oedème lorsque la papillite est apparue, mais une fois détruites, il ne reste plus qu'une atrophie optique de la papille, c'est à dire une lésion d'aspect blanc-jaune.

- il y a une autre forme de lésions à C.M.V. qui se présente sous forme de franges de rétinite active entourant les vaisseaux en (2). Le vaisseau noté Vaisseau₁ sur l'image de la figure 1. 16 est entouré d'une rétinite active. Ce phénomène inflammatoire altère la paroi vasculaire. Si la rétinite à C.M.V. persiste, il ne restera plus que le squelette du vaisseau atteint.
- la zone entourée en (3) est un front de rétinite active : elle apparaît comme une zone de nécrose avec un aspect blanc jaunâtre sur cette image.

A partir de l'image de la figure 1. 18, le médecin constate que :

- la zone (3) peut être divisée en deux régions selon sa réponse au traitement. La région (3(1)) de nécrose est parsemée de pigments. Elle est donc cicatrisée. La région (3(2)) a le même aspect que sur l'image de la figure 1. 17. Elle n'est donc pas cicatrisée.
- dans la zone (2), la frange de rétinite qui soulignait les vaisseaux a disparu, mais le diamètre artériel a diminué.
- la papille (1) présente une pâleur papillaire d'aspect blanc-jaune qui correspond à l'atrophie optique.

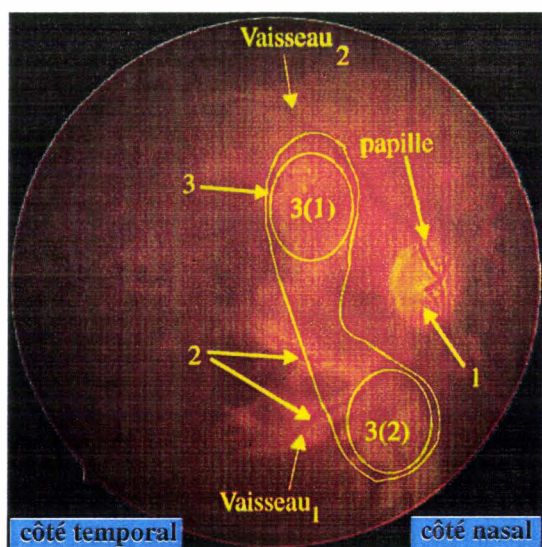


Figure 1. 17

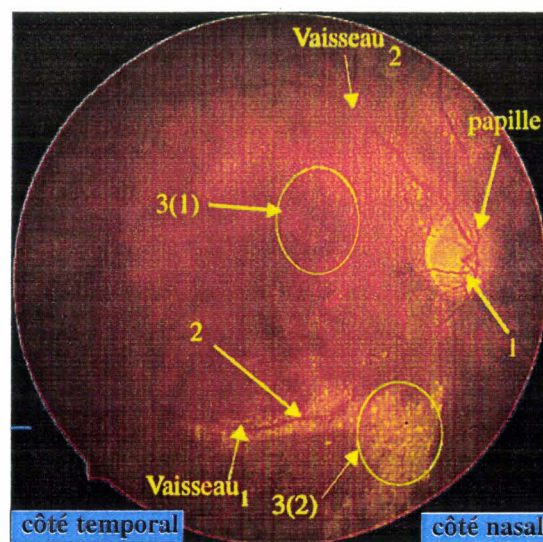


Figure 1. 18

1.5.6 Sixième cas

La figure 1. 19 est un fond d'œil gauche. La figure 1. 20 correspond au même fond d'œil après huit jours de traitement.

En examinant l'image de la figure 1. 19, le médecin constate que :

- le large foyer de rétinite à C.M.V, situé dans l'arcade temporale supérieure en (1), correspond à une nécrose importante avec des fragmentations en plaque car la surface atteinte est divisée en plusieurs régions.
- la zone (2), localisée à côté de la papille, paraît être inflammatoire car elle présente un aspect plus clair que les autres zones.

D'après l'image de la figure 1. 20, le médecin conclut que :

- la zone de rétinite à C.M.V.(1) située au-dessus et immédiatement au-dessous de l'arcade temporale supérieure est en cours de cicatrisation.
- l'inflammation de la zone (2) est en régression par rapport à son état précédent.
- par contre, il y a une coalescence des foyers de rétinite à C.M.V. dans la zone de la macula en (3) car la forme de cette zone apparaît plus compacte par rapport à celle de l'image de la figure 1. 19. La lésion rétinienne s'approche de la fovéa. Cette extension vers la fovéa est très dangereuse car elle peut entraîner la cécité.

Afin de repérer les différentes zones dans ces deux images, le praticien peut les mettre en correspondance à partir des vaisseaux notés Vaisseau₁ et Vaisseau₂ qui sont présents dans les deux images.

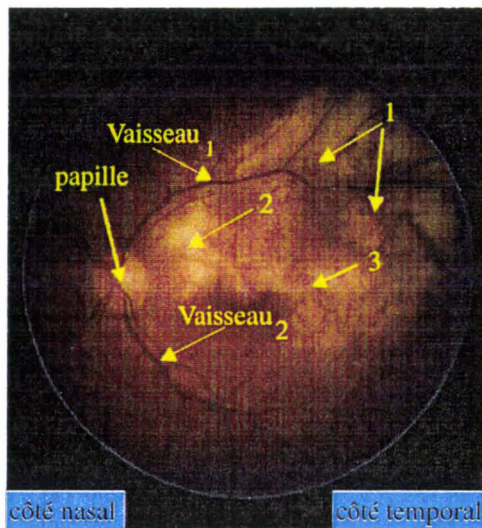


Figure 1. 19

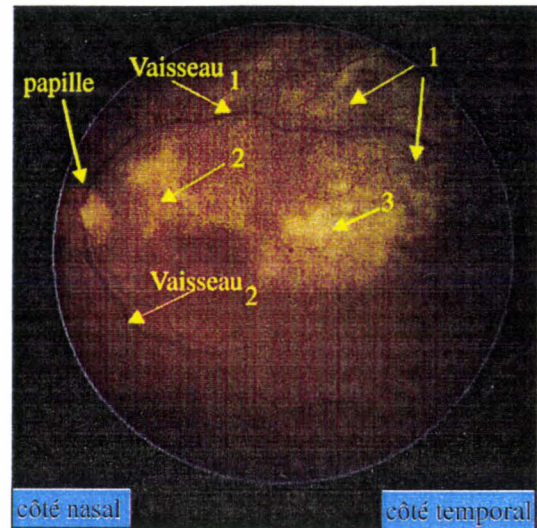


Figure 1. 20

1.6 CARACTÉRISATION DES LÉSIONS DE RÉTINITE À C.M.V.

L'objectif de l'analyse automatique des images de fond d'oeil couleur est de fournir des mesures objectives afin que le médecin puisse évaluer l'état des lésions à C.M.V..

A la suite de l'analyse des quelques cas précédents, nous proposons de décrire une lésion à C.M.V. par trois familles de caractéristiques.

1.6.1 La mesure colorimétrique des lésions

Une région qui représente une lésion n'a pas une couleur uniforme sur toute sa surface. Notre brève étude a permis de constater que l'ophtalmologiste examine la couleur du centre d'une lésion et celle du bord de la région qui la représente, pour conclure sur l'état et la cause de cicatrisation de la lésion.

1.6.2 La géométrie des lésions

La caractéristique géométrique la plus importante d'une région de l'image représentant une lésion est sa surface.

Si la surface est élevée, des attributs caractérisant la forme de la région peuvent être calculés. La compacité permet ainsi d'évaluer si la région est de forme compacte, ou à l'inverse, présente des digitations.

Si la surface de la région est faible, il est probable que la région représente un microfoyer satellite, appelé également microlésion. Dans ce cas, il est intéressant de le regrouper avec d'autres microfoyers satellites éventuellement présents, pour évaluer :

- le nombre de microfoyers,
- la surface moyenne des microfoyers,
- l'alignement éventuel des microfoyers.

1.6.3 La localisation des lésions

Nous avons rencontré trois différentes localisations possibles :

- *Sur la papille:*

Cette lésion, qui s'appelle papillite, peut atrophier la papille et conduire à l'inhibition de ses fonctions.

- *Proche d'un vaisseau:*

La lésion peut atteindre les parois d'un vaisseau. Dans ce cas, le vaisseau peut disparaître si la lésion persiste.

- *Ni sur la papille, ni proche d'un vaisseau:*

La lésion peut s'étendre sur la surface de la rétine et peut atteindre notamment la fovéa.

Quand une lésion est détectée, trois distances sont évaluées:

- *Distance minimale entre le centre de la fovéa et la lésion:*

Cette distance est importante car la fovéa est le point le plus sensible de la rétine. Une atteinte de cette zone entraîne la cécité.

- *Distance minimale entre un point d'un vaisseau et un point de la lésion:*

Cette distance permet d'évaluer un risque de diffusion de l'infection le long de l'arbre vasculaire qui donne un aspect « d'arbre gelé ». Il s'agit d'un phénomène inflammatoire et infectieux. Le C.M.V. évolue le long de la paroi des vaisseaux rétinien et présente un risque majeur d'atteindre la papille.

- *Distance périphérie de la papille - point de la lésion le plus proche:*

Cette distance permet d'évaluer le risque d'atteinte de la papille.

Enfin, afin d'évaluer la gravité de la rétinite à C.M.V. par analyse des images de fond d'oeil, il est important de surveiller les trois zones suivantes classées par ordre de gravité décroissant:

- la région de la macula qui représente un danger extrême,
- l'arcade vasculaire passant autour du nerf optique,
- la périphérie de la rétine.

1.7 REPÈRES ANATOMIQUES POUR UNE LOCALISATION AUTOMATIQUE DES LÉSIONS

L'étude physiopathologique montre que pour évaluer l'évolution temporelle d'une lésion, le praticien est amené à comparer l'aspect d'une même lésion dans deux images différentes, suivant les critères présentés dans le paragraphe 1.6.

Pour pouvoir effectuer cette comparaison, il est nécessaire auparavant de localiser la lésion dans les deux images. Les repères anatomiques présentés dans le paragraphe 1.4.4 aident le praticien à localiser les régions représentant la lésion dans les deux images pour

pouvoir les mettre en correspondance. Ces repères ne sont qu'une aide. Même si ces repères anatomiques sont absents dans l'une des deux images, le praticien est capable de mettre mentalement en correspondance les deux régions représentant la lésion grâce à son analyse globale des images et à son savoir-faire pour interpréter un fond d'oeil.

Reprenons par exemple le premier cas de l'étude physiopathologique présenté au paragraphe 1.5.1 où une lésion est présente sur deux images d'un même fond d'oeil acquises à des stades différents de la maladie. La papille, qui est un point essentiel du système de repérage des ophtalmologistes, n'est présente que sur l'une des deux images. Pour localiser la lésion qui est présente dans ces deux images, le praticien extrapole l'emplacement de la papille absente sur une image, et grâce notamment aux vaisseaux réiniens, parvient à mettre en correspondance les régions qui représentent la lésion dans les deux images.

Cette démarche mentale qui intègre une analyse globale de l'image de fond d'oeil et une connaissance complexe des éléments qui la constitue, est très difficilement automatisable.

Ainsi pour localiser les lésions dans une image de fond d'oeil nous sommes amenés à proposer d'autres repères anatomiques que ceux utilisés par les praticiens.

Les vaisseaux réiniens semblent être des repères anatomiques particulièrement bien adaptés à une localisation automatique des lésions dans une image de fond d'oeil. En voici les raisons principales :

Les vaisseaux réiniens sont solidaires de la rétine. Ainsi leur forme et leur aspect restent constants dans le temps pour les images d'un même fond d'oeil. Leur aspect peut être modifié quand ils sont atteints par une lésion réinienne.

Les vaisseaux réiniens sont présents sur toute la surface de la rétine. Ainsi, quelque soit la zone de la rétine présente dans le champ de la caméra, il y a de fortes chances qu'un vaisseau réinien y soit présent. Bien sur, les vaisseaux réiniens sont plus présents dans les zones voisines de la papille ou de la macula que dans les zones périphériques. Mais, ceci n'est pas important car d'après le paragraphe précédent, une lésion est beaucoup plus dangereuse si elle est proche de la macula que si elle se situe en périphérie réinienne.

Enfin notre choix se justifie par la nécessité d'évaluer la distance minimale qui sépare un pixel représentant une lésion d'un pixel appartenant à un vaisseau réinien. En effet, si tous

les pixels qui représentent les vaisseaux réiniens sont identifiés, il est alors possible d'évaluer cette distance pour mesurer le risque de diffusion d'une lésion le long de l'arbre vasculaire.

1.8 CONCLUSION

Lors de ce premier chapitre nous avons d'abord présenté les objectifs et enjeux du projet ACINFO. Il consiste à mettre en place un système automatique de mesures de l'évolution temporelle de lésions réiniennes à C.M.V.. Ces mesures sont issues de l'analyse d'images numériques couleur de fond d'oeil d'un patient, acquises à des stades différents de la maladie. L'objectif est de permettre au praticien de juger l'efficacité d'un traitement antiviral suivi par un patient atteint de la rétinite à C.M.V..

Puis il nous a semblé essentiel de décrire comment un ophtalmologiste analyse et interprète une image de fond d'oeil contenant des lésions de rétinite à C.M.V.. Cette étude physiopathologique nous a permis de nous rendre compte de la difficulté du suivi ophtalmologique de la rétinite à C.M.V. liée à l'interprétation des images de fond d'oeil en couleur.

Ce premier chapitre débouche donc sur la formalisation de notre problématique.

A un stade précis de la maladie, le praticien doit disposer d'images d'un même fond d'oeil acquises selon différentes directions de visée pour obtenir une représentation aussi complète que possible de la surface réiniennne. Une analyse automatique de ces images nécessite alors d'effectuer une mise en correspondance des éléments de la rétine entre les différentes images. Ainsi, une même lésion, observée selon des directions de prise de vue différentes pourra être repérée sur les différentes images.

D'autre part, pour évaluer l'évolution dans le temps d'une lésion à partir d'images acquises à des moments différents, mais selon des directions de prise de vue semblables, il faut être capable de repérer cette lésion sur ces images. Le même processus de mise en correspondance peut être alors mis en oeuvre.

Notre problème consiste à modéliser des repères anatomiques pertinents afin de localiser les différents éléments qui constituent une image de fond d'oeil. Cette étape est la phase initiale pour mettre en correspondance les régions qui appartiennent à deux images

différentes d'un même fond d'oeil et qui représentent un même élément. Après que les repères anatomiques soient modélisés dans les deux images, ils sont ensuite mis en correspondance de telle sorte qu'il est possible d'évaluer la position d'un pixel dans l'une des deux images à partir de la position de son correspondant dans l'autre image. Ainsi la position de chaque région dans une image peut être calculée dans l'autre image afin de mettre en correspondance deux régions qui représentent le même élément et qui appartiennent chacune à une image différente.

Pour localiser un élément dans une image de fond d'oeil, nous proposons de retenir les vaisseaux rétiens comme repères anatomiques. Nous avons expliqué au paragraphe 1.7 qu'ils sont d'une part, généralement fixes par rapport à la rétine même s'ils sont spécifiques à chaque individu et, d'autre part, qu'ils sont présents sur la totalité de la surface rétinienne. Enfin connaître la position de chaque vaisseau rétinien est nécessaire pour pouvoir évaluer la distance qui sépare un vaisseau d'une lésion. Cette distance est l'un des critères les plus importants pour mesurer la gravité d'une lésion.

Le travail présenté dans ce mémoire consiste à mettre au point une procédure d'analyse d'images couleur de fond d'oeil pour modéliser automatiquement les vaisseaux rétiens qui y sont présents.

L'extraction automatique de l'arbre vasculaire rétinien à partir de l'analyse d'images de fond d'oeil est un problème très délicat. En effet les vaisseaux ne se distinguent pas toujours nettement du fond de l'image. Il est alors nécessaire de mettre en oeuvre des procédures spécifiques d'analyse d'images de bas niveau pour extraire les pixels représentant les vaisseaux. Ensuite une procédure de haut niveau doit être développée pour retrouver l'arbre vasculaire rétinien à partir de ces pixels extraits.

Le chapitre suivant est un état de l'art des travaux parus dans la littérature qui présentent de telles procédures.

Chapitre 2

Détection des repères anatomiques par analyse d'images angiographiques numériques

Sommaire

2.1 Introduction

2.2 Formation d'une image angiorétinographique d'un vaisseau rétinien tridimensionnel

2.3 Deux cas de représentation d'un vaisseau rétinien dans une image angiorétinographique

2.4 Quelques définitions

2.5 Les coins considérés comme points de repère anatomiques

2.6 Les bifurcations considérées comme points de repères anatomiques

2.7 Les lignes centrales des vaisseaux rétiniens considérées comme points de repères anatomiques

2.8 Les contours des vaisseaux rétiniens considérés comme points de repères anatomiques

2.9 Conclusion

2.1 INTRODUCTION

Nous avons proposé au premier chapitre d'utiliser les vaisseaux rétiniens comme repères anatomiques pour la mise en correspondance entre deux images de fond d'oeil. Il nous semble donc intéressant de présenter les méthodes existantes utilisables pour détecter des repères anatomiques dans les images angiographiques, sans se limiter aux images rétiniennes.

Dans un premier temps, nous présentons comment sont acquises les images angiorétinographiques numériques et comment peut être représentée une structure vasculaire tridimensionnelle dans une image angiorétinographique.

Dans un deuxième temps, nous décrivons les méthodes existantes qui ont pour objectif la détermination des points de repère à partir de l'analyse d'images angiographiques, en vue

de les utiliser comme des repères anatomiques. Nous les avons divisées en quatre familles, selon les points de repères recherchés :

- détermination des coins qui correspondent à des points remarquables des vaisseaux,
- détermination des bifurcations des vaisseaux,
- identification des vaisseaux, par suivi des pixels appartenant à leurs lignes centrales
- identification des vaisseaux par suivi des pixels représentant leurs contours.

2.2 FORMATION D'UNE IMAGE ANGIORÉTINOGRAPHIQUE D'UN VAISSEAU RÉTINIEN TRIDIMENSIONNEL

Comme nous avons choisi les vaisseaux rétiens comme repères anatomiques, il nous semble judicieux de présenter comment se forme une image bidimensionnelle d'un vaisseau rétinien tridimensionnel par angiorétinographie.

Dans un premier temps, par souci de simplification, nous considérons que la caméra est monochrome et donc, munie d'un seul capteur CCD. Elle est modélisée par le centre optique C de son objectif et par son plan image P , qui correspond à celui de son capteur.

Ce modèle du « sténopé » définit le système optique par son axe optique, qui est la droite perpendiculaire au plan de l'image P et qui passe par le centre optique C (cf. figure 2.1). La distance f séparant le plan P de C représente la distance focale. Dans ce modèle, chaque pixel de l'image noté $p(x,y)$, est assimilé à un point du plan image P ; (x,y) étant les coordonnées dans le repère (I,x,y) lié au plan P . Dans la réalité, un pixel correspond à une surface du plan P . Par souci de clarté, nous préférons associer un pixel à un point $p(x,y)$ du plan P . Chaque pixel $p(x,y)$ est la projection de centre C sur le plan image P des points $V(X,Y,Z)$ qui appartiennent à la demi-droite $[p(x,y),C]$ bornée en $p(x,y)$. Les coordonnées tridimensionnelles d'un point $V(X,Y,Z)$ sont liées au repère (O,X,Y,Z) indépendant de la caméra.

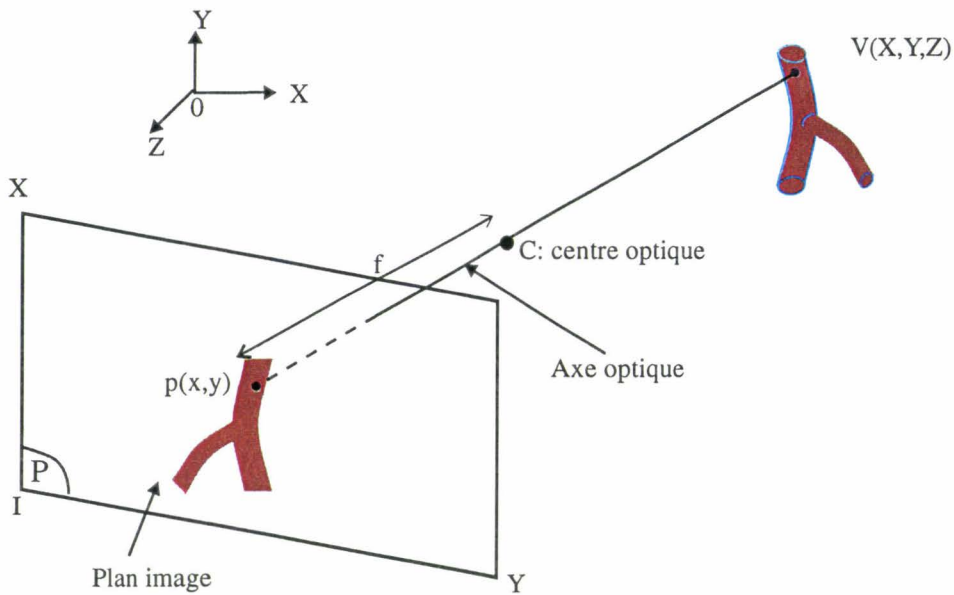


Figure 2. 1: Modèle dit à "sténopé".

Appliquons le modèle du "sténopé" pour présenter comment se forme une image angiorétinographique.

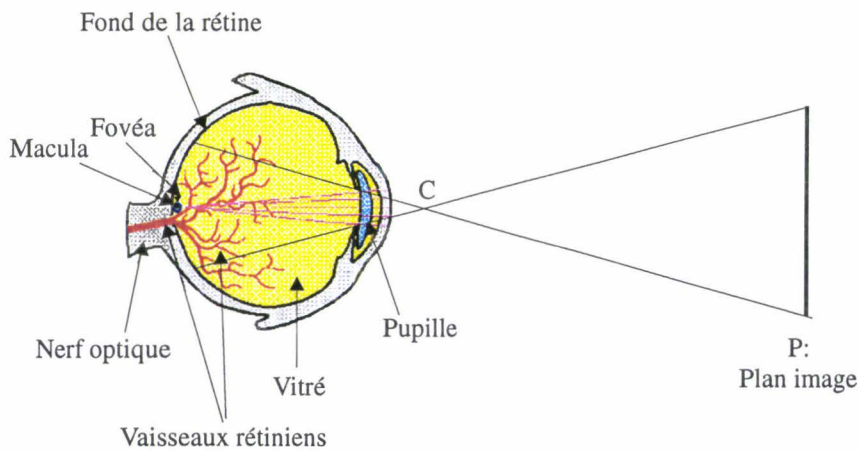


Figure 2. 2: Formation de l'image de fond d'oeil.

La figure 2. 2 décrit une vue en coupe de la formation de l'image des vaisseaux rétiniens par angiorétinographie. La position du centre optique C est réglée de telle sorte qu'un maximum de points de la surface de la rétine soient projetés sur le plan image. Pour couvrir la zone la plus grande possible de la rétine, la pupille du patient est dilatée artificiellement.

Comme le vitré est un liquide transparent, l'image des vaisseaux rétiens tridimensionnels et du fond de la rétine se projettent sur le plan image de la caméra.

Une caméra couleur tri-CCD est équipée d'un dispositif à base de prismes, contenant trois capteurs CCD. Les rayons lumineux reçus par la caméra sont séparés en trois composantes rouge, verte et bleue par un prisme constitué de miroirs dichroïques. (cf. figure 2. 3). Ainsi pour une image en couleur, trois valeurs d'intensité correspondant aux trois composantes rouge, verte et bleue sont associées à chaque pixel.

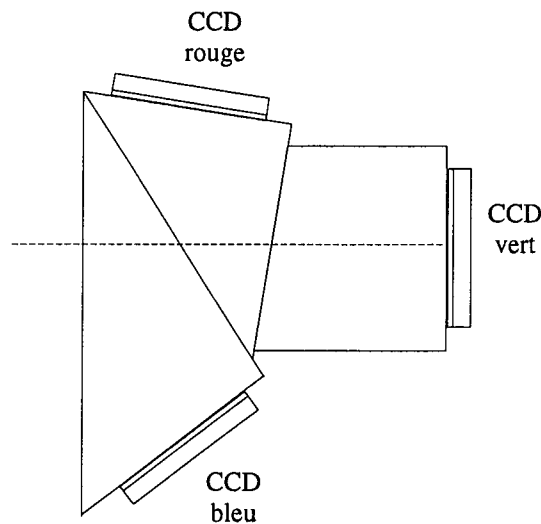


Figure 2. 3: Formation d'une image RVB.

2.3 DEUX CAS DE REPRÉSENTATION D'UN VAISSEAU RÉTINIEN DANS UNE IMAGE ANGIORÉTINOGRAPHIQUE

Les vaisseaux rétiens peuvent présenter plusieurs configurations vasculaires tridimensionnelles, dont la projection sur un plan image peut porter à confusion. Nous allons en présenter deux.

2.3.1 La bifurcation

Un vaisseau rétinien peut se ramifier en plusieurs branches. La figure 2. 4 illustre un cas de bifurcation où le vaisseau principal se ramifie en deux branches, dont l'une constitue le

vaisseau principal. Le lieu où s'effectue cette bifurcation, appelé noeud de bifurcation, peut constituer un repère anatomique intéressant.

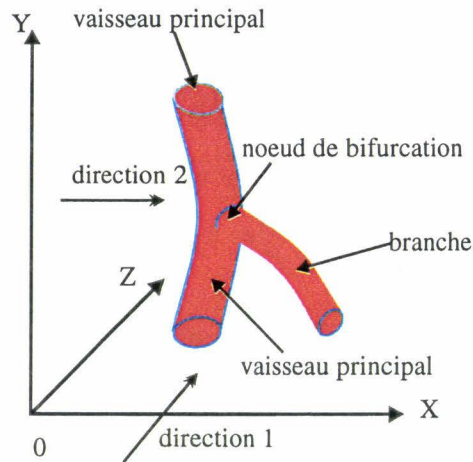


Figure 2. 4: Représentation 3D d'un vaisseau rétinien.

La représentation bidimensionnelle peut être différente, selon l'orientation du vaisseau et la direction de prise de vue.

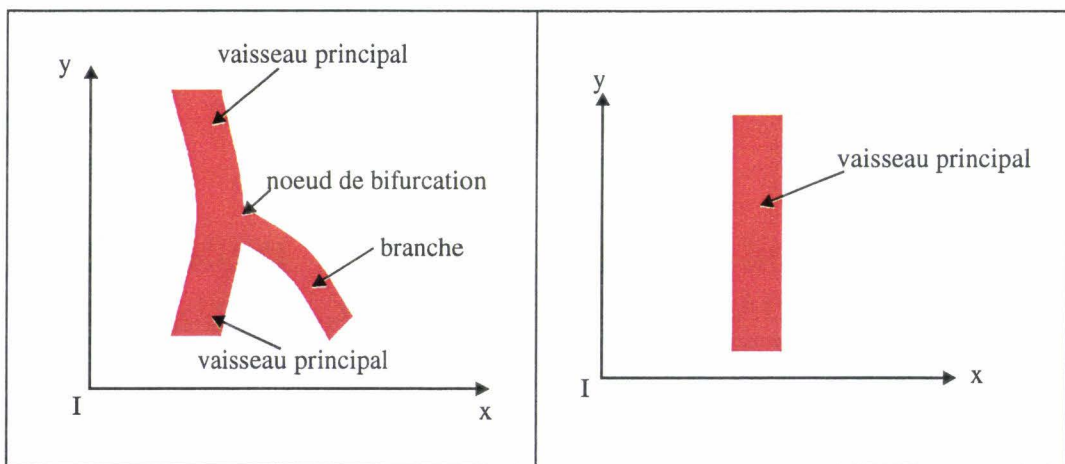


Figure 2. 5: Image obtenue selon la direction 1.

Figure 2. 6: Image obtenue selon la direction 2.

Les figures 2. 5 et 2. 6 sont l'image du vaisseau tridimensionnel de la figure 2. 4 observé selon des directions de prise de vue différentes. Une des branches peut être complètement occultée dans l'image acquise (cf. figure 2. 6).

2.3.2 La juxtaposition

Deux vaisseaux peuvent être juxtaposés dans l'espace tridimensionnel (cf. figure 2. 7). Selon l'angle de prise de vue, la projection de cette juxtaposition sera différente: selon la direction 1, les deux vaisseaux se juxtaposent dans l'image, et selon la direction 2, les deux vaisseaux se croisent.

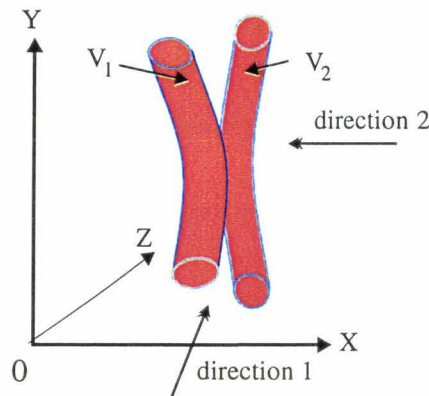


Figure 2. 7: Vaisseaux 3D en juxtaposition

Les figures 2. 8 et 2. 9 sont les images de la figure 2. 7 acquises selon des directions de prise de vue différentes. Une configuration tridimensionnelle dans ce cas peut donc être représentée par une juxtaposition des vaisseaux ou un croisement, selon la direction de prise de vue.

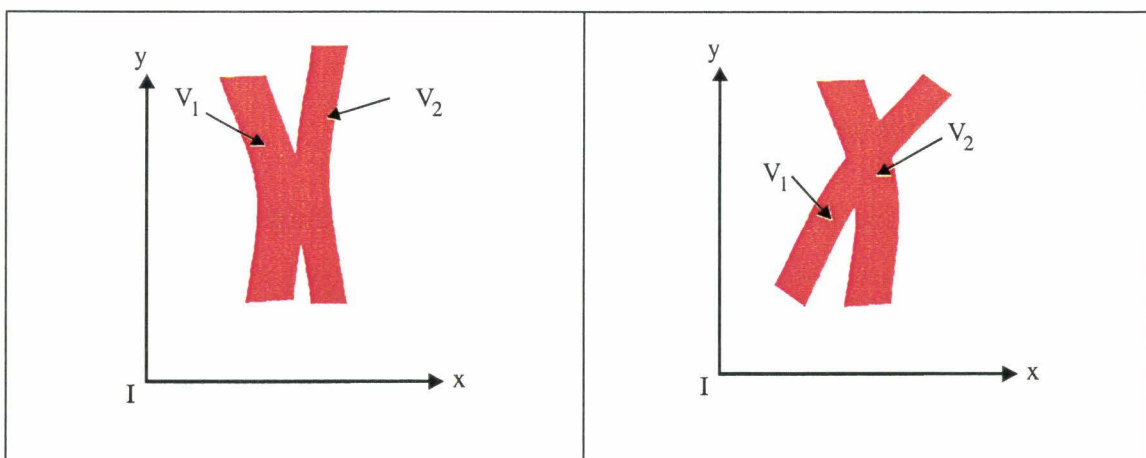


Figure 2. 8: Image obtenue selon la direction 1.

Figure 2. 9: Image obtenue selon la direction 2.

Ces deux cas illustrent bien que notre démarche ne peut en aucun cas permettre de reconstruire la structure vasculaire tridimensionnelle pour trouver des repères anatomiques, mais uniquement analyser la projection de cette structure vasculaire sur un plan image.

2.4 QUELQUES DÉFINITIONS

Après avoir étudié la formation de l'image angiorétinographique, qui permet d'obtenir une image de fond d'oeil, nous proposons quelques définitions au sujet de la représentation d'un vaisseau rétinien dans une telle image. Considérons, pour illustrer les définitions, la figure 2. 10 qui représente une image d'une portion de vaisseau et de fond rétinien.

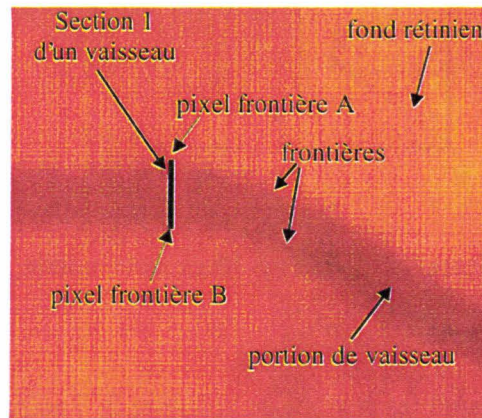


Figure 2. 10: Image de fond d'oeil d'une portion de vaisseau.

Nous proposons de schématiser la portion de vaisseau présente dans l'image de la figure 2. 10 sur la figure 2. 11. Dans cette image, nous considérons que le vaisseau est délimité par deux lignes frontières considérées comme parallèles. On appelle corps de vaisseau tous les pixels entre ces deux frontières.

Nous appelons section d'un vaisseau, la droite de longueur minimale qui sépare un pixel d'une frontière du vaisseau d'un pixel de l'autre frontière. La longueur d'une section est le diamètre local du vaisseau.

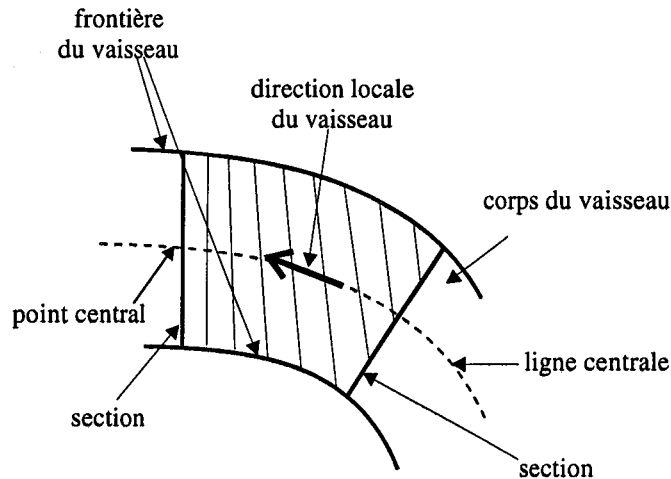


Figure 2. 11: Schéma du vaisseau de la figure 2.10

Le milieu de chaque section définit un pixel central du vaisseau. L'ensemble de pixels centraux associés à toutes les sections du vaisseau constitue sa ligne centrale.

La direction locale du vaisseau est définie en un pixel de la ligne centrale, comme la direction de la droite tangente à la ligne centrale en ce pixel.

Pour une image de fond d'oeil en couleur, nous considérons qu'un profil d'une section d'un vaisseau représente les valeurs des trois composantes rouge, verte et bleue des pixels appartenant à la section. Le profil de la section 1 qui se trouve sur l'image de la figure 2. 10 est présenté sur la figure 2. 12, où les coordonnées y des pixels sont portées en abscisse.

Après avoir présenté comment se forme l'image bidimensionnelle des vaisseaux rétiniens et quelles sont les ambiguïtés de cette représentation, nous allons tenter de présenter les différentes méthodes publiées dans la littérature qui s'attachent à détecter des points de repère anatomiques dans des images angiographiques.

Nous présentons tout d'abord une approche originale qui consiste à considérer tous les "coins" d'une image angiographique comme des points de repère anatomiques.

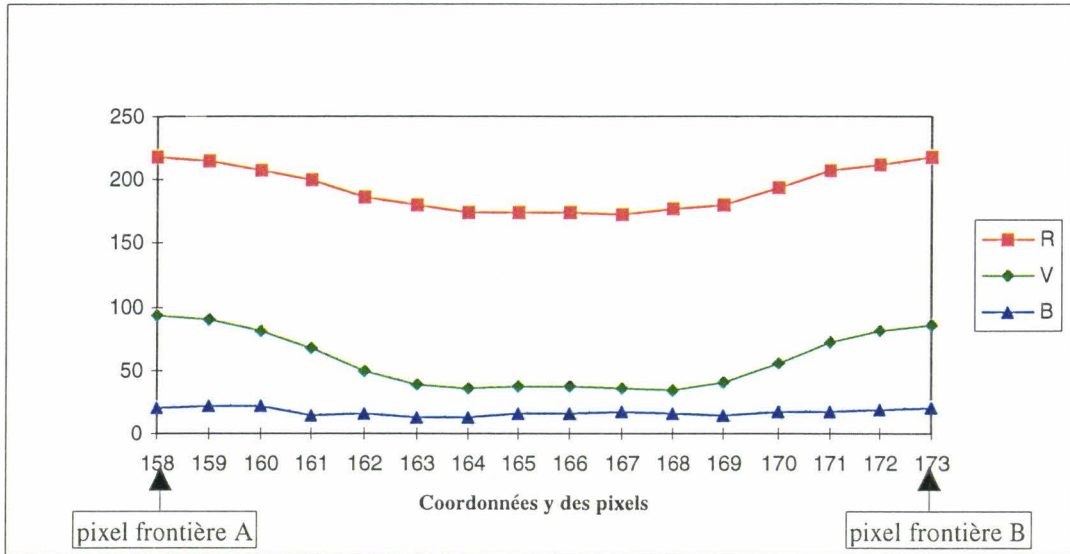


Figure 2. 12: Profil de la section 1 de la figure 2.10.

2.5 LES COINS CONSIDÉRÉS COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES

Domingo [Domingo 97] propose d'utiliser les coins comme points de repère anatomique dans des images de fond d'œil. Il considère qu'un pixel est un coin si un nombre prédéfini de segments représentant des contours se croisent en ce pixel. Ces coins, détectés grâce à la méthode de Förstner [Haralick 92], correspondent aux croisements entre les vaisseaux rétiniens présents dans les images de fond d'œil. Ces images sont obtenues par une angiographie qui utilise de la fluorescéine pour augmenter le contraste des vaisseaux par rapport au fond des images.

D'après Domingo, la méthode de Förstner est efficace, mais il estime, néanmoins, qu'il faudrait essayer d'autres méthodes de détection de repères anatomiques pour améliorer les résultats. Par ailleurs, l'utilisation d'un produit de contraste pour rehausser le contraste des vaisseaux sanguins contribue fortement à la robustesse de cette méthode. Nous rappelons que pour l'évaluation des lésions rétiniennes, aucun produit de contraste ne peut être injecté au patient pour ne pas dégrader la qualité de la représentation des lésions dans l'image de fond d'œil.

2.6 LES BIFURCATIONS CONSIDÉRÉES COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES

Becker [Becker 98] met en œuvre un algorithme de détection des points de bifurcation des vaisseaux dans des images de fond d'œil en niveaux de gris. Ce sont des points de repère utilisés pour une méthode de suivi, en temps réel, de zones sensibles de la rétine qui est appliquée en chirurgie laser assistée par ordinateur. Durant l'opération, le patient ne peut pas maintenir une position fixe de la rétine. Or, le faisceau laser ne doit pas opérer sur toutes les zones rétinienne. Ainsi, Becker propose de repérer quelques points remarquables de la rétine, afin de pouvoir suivre, en temps réel, la localisation spatiale de certaines zones sensibles.

L'aspect temps réel de l'application exige une détermination rapide des points de repère sur la rétine. Becker propose une méthode décomposée en plusieurs étapes successives:

- détection des pixels contours des vaisseaux de l'image de fond d'œil.
- calcul de la direction locale en un pixel contour de la ligne formée avec les deux pixels contours voisins. Cette direction est déterminée pour chaque pixel contour.
- opération morphologique d'amincissement des contours.
- détection des pixels de contour représentant des points de jonction et des bifurcations. Un pixel de contour est considéré comme représentant une bifurcation si la direction des contours en ce pixel varie significativement par rapport à ses voisins. Becker propose d'évaluer la variation de la direction des contours sur une fenêtre 9x9 centrée en ce pixel.
- les pixels ayant une "valeur de dispersion de la direction des contours" supérieure à un seuil sont alors considérés comme des points de bifurcation.

La précision demandée dans une telle application n'est pas la même que celle que nous voulons obtenir. En effet, l'objectif de cette démarche consiste à localiser grossièrement, mais en temps réel, les zones sensibles. Dans sa publication, Becker ne mentionne aucun ordre de grandeur sur la précision atteinte.

2.7 LES LIGNES CENTRALES DES VAISSEAUX RÉTINIENS CONSIDÉRÉES COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES

Contrairement aux deux méthodes citées précédemment, qui déterminent des points remarquables en exploitant les propriétés propres des points de bifurcation, il existe une autre approche qui consiste à déterminer la position spatiale dans une image de fond d'oeil de tous les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux. Les méthodes d'identification des vaisseaux se décomposent en 2 étapes successives:

- un filtrage visant à rehausser les vaisseaux par rapport au fond. Elles sont généralement appliquées sur la totalité de l'image angiographique pour détecter les pixels qui représentent les lignes centrales des vaisseaux.
- un suivi semi-automatique ou automatique des pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux afin de les reconstruire. Ce suivi peut-être mis en oeuvre avec ou sans filtrage préalable.

Bien que nous nous intéressons uniquement à l'angiorétinographie, nous allons présenter les approches d'extraction de vaisseaux coronariens et rétiniens. En effet, bien que le type d'application soit différent, il s'agit, dans les deux cas, d'extraire les vaisseaux des images.

2.7.1 Filtrage des images pour détecter les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux

Des filtres linéaires ou non linéaires sont appliquées à des images coronariennes ou rétiniennes, en niveaux de gris. Il s'agit d'un prétraitement de l'image avant d'extraire par des méthodes de segmentation les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux.

2.7.1.1 Filtres linéaires

La majeure partie des travaux présentés utilise les filtres adaptés dont la définition repose sur les propriétés géométriques et photométriques des vaisseaux. Ils sont utilisés pour la détection des pixels qui forment les lignes centrales des vaisseaux. Cette opération est complexe car le diamètre d'un vaisseau peut varier selon la section considérée.

Dans le cas de l'exploitation des filtres adaptés pour la détection de vaisseaux dans une image angiographique, il faut analyser les propriétés des vaisseaux afin de trouver un modèle qui va servir à définir leurs paramètres. Pour ce faire, la modélisation du profil des sections des vaisseaux est nécessaire.

Chaudhuri [Chaudhuri 89] applique sur une image d'un fond d'oeil en niveaux de gris un filtre adapté bidimensionnel afin de mettre en évidence les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux rétinien. La création d'un filtre bidimensionnel est effectuée à partir d'une fonction génératrice monodimensionnelle. Le filtre bidimensionnel est ensuite obtenu en combinant plusieurs filtres monodimensionnels avec des directions différentes par changement de repère afin de tenir compte des différentes directions possibles dans l'image. La réponse en un pixel de ce filtre adapté bidimensionnel est le maximum de douze convolutions effectuées avec un filtre monodimensionnel selon des directions différentes (l'angle de direction varie entre 0 et 180° selon un pas de 15°). Les coefficients du filtre monodimensionnel découlent d'un noyau gaussien monodimensionnel utilisé pour modéliser les profils des sections des vaisseaux :

$$f(x) = A \left(1 - k \exp \left(\frac{-(x - x_0)^2}{2\sigma^2} \right) \right) \quad (2.1)$$

où x_0 est le pixel considéré, x représente un pixel voisin de x_0 , et σ est le diamètre fixé par l'utilisateur des vaisseaux.

Ce filtre adapté permet de mettre en évidence les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux de diamètre précisé par l'utilisateur dans des images en niveaux de gris dont le rapport signal sur bruit est faible.

Papas modélise la projection d'un vaisseau sur un plan comme étant la projection d'un cercle sur ce plan. Il propose un autre filtre adapté bidimensionnel dont la fonction génératrice monodimensionnelle est la suivante [Pappas 88]:

$$f(x) = \begin{cases} A \sqrt{\left(\frac{\sigma}{2}\right)^2 - (x - x_0)^2}, & \text{si } 0 < |x - x_0| < \frac{\sigma}{2} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$

Un filtre adapté bidimensionnel, fondé sur une fonction génératrice monodimensionnelle de forme triangulaire a également été utilisé pour rehausser les structures

vasculaires coronariennes par Ruan [Ruan 93], et pour une application en neurochirurgie stéréotaxique par Coste [Coste 96]. La fonction $f(x)$ d'un tel filtre linéaire est

$$f(x) = \begin{cases} |k| \cdot (|x - x_0|) + b, & \text{si } 0 < |x - x_0| < \frac{\sigma}{2} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.3)$$

k est la pente de la fonction triangulaire, et b permet d'ajuster le filtre à moyenne nulle (cf. figure 2. 13).

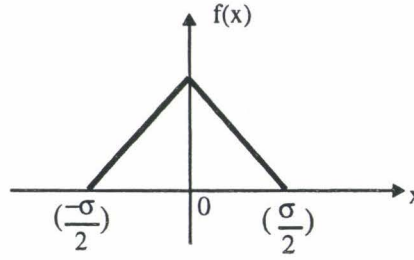


Figure 2. 13: Fonction triangulaire.

Les pixels représentant les lignes centrales des vaisseaux sont bien mis en valeur par l'application d'un tel filtre adapté, même dans le cas où les vaisseaux sont faiblement contrastés [Ruan 93].

Cette approche suppose également que le diamètre du vaisseau σ est constant dans l'image analysée.

Lecornu [Lecornu 95] propose une approche multi-échelles sur un ensemble de filtres adaptés pour tenir compte de la taille variable des vaisseaux qui sont présents dans des images coronariennes en niveaux de gris. Une image angiographique coronarienne est présentée sur la figure 2. 14.

Cet algorithme est appliqué indépendamment sur deux images acquises selon deux plans de projection différents grâce à un angiographe bi-plan afin d'effectuer ultérieurement une reconstruction tridimensionnelle des vaisseaux.

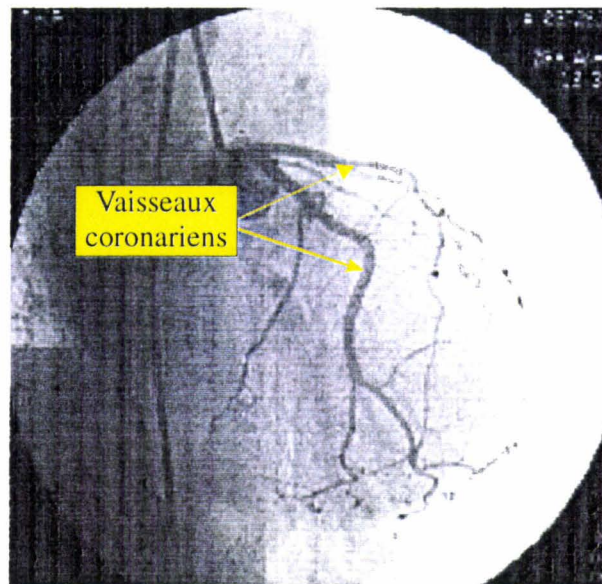


Figure 2. 14: Image angiographique coronarienne

La décomposition multi-échelles consiste à appliquer sur la même image, une batterie de filtres adaptés de tailles différentes. Le résultat final est une addition de toutes ces images filtrées. Des résultats de cette étude, il ressort que le filtre adapté proposé par Papas permet d'obtenir un rehaussement satisfaisant des structures vasculaires.

Lecornu a étudié plusieurs algorithmes de segmentation, par seuillage, par logique floue et par réseau de neurones. Ces différentes méthodes de segmentation ont été testées sur diverses images angiographiques coronariennes filtrées. Lecornu conclut que la segmentation fondée sur un réseau de neurones semble donner des résultats prometteurs. Toutefois, cette approche basée sur la décomposition multi-échelles ne permet pas de mesurer le diamètre local du vaisseau.

A notre connaissance, les seuls travaux entrepris dans ce domaine sur des images couleur sont ceux d'Akita qui propose une méthode d'extraction des vaisseaux rétinien sur des images de fond d'œil couleur scannées [Akita 80]. Il utilise le système de représentation couleur UCS (u , v , V) dans lequel la composante chromatique u permet d'extraire efficacement les vaisseaux sanguins. Des segments de droite obtenus par la méthode de segmentation proposée par l'auteur modélisent la ligne centrale d'un vaisseau. Ils sont ensuite connectés grâce à un algorithme complexe et pas toujours efficace, en vue de reconstruire la

structure vasculaire rétinienne sous la forme d'arbres. Par ailleurs, cette méthode est uniquement appliquée sur une zone d'intérêt d'image pour faciliter l'algorithme complexe de connexion des segments, ce qui limite son efficacité.

2.7.1.2 Filtres non-linéaires

Les filtres morphologiques non-linéaires introduits par Serra sont utilisés pour détecter des vaisseaux sanguins [Serra 82]. Le principe consiste à comparer les éléments qu'on veut extraire d'une image à un élément de forme connue appelé élément structurant.

Ruan [Ruan 93], en plus du filtrage adapté présenté précédemment, propose un filtre morphologique multi-tailles en niveaux de gris en vue de rehausser les structures vasculaires dans des images angiographiques cardiaques. Le but de l'application est la reconstruction tridimensionnelle des vaisseaux coronariens par l'appariement des lignes centrales des vaisseaux, issues de deux plans de projection de la même structure. La décomposition morphologique multi-tailles en niveaux de gris consiste à appliquer à l'image originale une ouverture avec un élément structurant d'une taille équivalente au plus grand diamètre de tous les vaisseaux. Une soustraction pixel à pixel est effectuée entre cette image filtrée et l'image originale. A cette image résultant de la soustraction est ensuite appliquée la même procédure, mais avec un élément structurant de taille inférieure à la taille précédente. Plusieurs images sont ainsi obtenues après une série d'ouvertures avec des éléments structurants de taille décroissante et de soustractions. Le but de la méthode est de décomposer l'image selon différentes tailles de vaisseaux. Ces images sont ensuite binarisées avec des seuils indépendants. Finalement, toutes les images binaires sont additionnées de telle sorte que l'image finale contienne tous les vaisseaux de différents diamètres. Ruan conclut que ce filtre morphologique multi-tailles en niveaux de gris donne des résultats moins bons que ceux obtenus avec un filtre adapté.

Coste [Coste 96] combine le filtrage adapté et le filtrage morphologique en niveaux de gris afin de réaliser une reconstruction bidimensionnelle automatique de l'arbre vasculaire cérébral. Dans le cadre d'une application en neurochirurgie stéréotaxique, cette reconstruction bidimensionnelle est effectuée sur deux images acquises simultanément selon des angles différents pour permettre une reconstruction tridimensionnelle de l'arbre vasculaire cérébral. Pour la reconstruction bidimensionnelle, il effectue d'abord un amincissement morphologique

en niveaux de gris afin de mettre en évidence la ligne centrale des vaisseaux. Cette étape permet d'une part, de lisser les profils des sections des vaisseaux, et d'autre part, d'isoler les bruits présents dans l'image initiale. Les vaisseaux sont ensuite rehaussés grâce au filtre adapté proposé par [Chaudhuri 89] avant binarisation et squelettisation. Le squelette de chaque vaisseau est alors représenté par un ensemble de segments de droite. Pour extraire les segments de cette dernière image, une procédure récursive de balayage de l'image est appliquée, afin de différencier les points de bifurcation et les points de terminaison des vaisseaux des points appartenant aux segments. Une fois que tous les points des segments sont enregistrés, ils sont ordonnés afin d'obtenir un chemin continu entre deux bifurcations. Tous les segments structurés modélisent alors les lignes centrales des vaisseaux.

Figueiredo [Figueiredo 95] propose un filtre morphologique pour extraire les contours des vaisseaux dans des images angiographiques coronariennes en niveaux de gris. Il applique la méthode sur une portion de vaisseau délimitée par deux sections sur laquelle il suppose le diamètre du vaisseau constant. Cette portion est subdivisée en N sections équidistantes permettant d'obtenir N profils de sections. Sur chaque profil de section est appliqué un opérateur morphologique appelé "chapeau haut de forme". A l'issue de cette opération, l'auteur obtient les maximums locaux sur chaque section. L'algorithme de programmation dynamique de Bellman-Ford permet ensuite de choisir, parmi ces maximums locaux, le point central qui va appartenir à la ligne centrale du vaisseau. L'intérêt de cette approche réside, d'une part, dans la conservation du diamètre initial du vaisseau car ses contours n'ont pas été artificiellement lissés, et d'autre part, dans l'extraction de la ligne centrale même sur des images de qualité médiocre. Par contre, elle présente l'inconvénient de ne considérer qu'une portion du vaisseau, ce qui oblige à diviser en portions l'intégralité du réseau vasculaire à extraire.

Ces méthodes, fondées sur la détection des vaisseaux par l'utilisation de filtres, sont coûteuses en temps de calcul. Néanmoins, elles sont souvent robustes car les paramètres de tels opérateurs sont choisis par l'utilisateur selon sa connaissance a priori des propriétés physiques et géométriques des vaisseaux.

2.7.2 Reconstruction des vaisseaux sans filtrage

Après avoir étudié la première phase qui consiste à filtrer les images à analyser pour mettre en évidence les lignes centrales des vaisseaux, nous détaillons les méthodes de haut niveau qui permettent de les reconstruire sans appliquer de filtrage aux images à analyser. La plupart de ces méthodes traitent le résultat de la soustraction entre des images d'angiographies rétiniennes ou coronariennes, ce qui augmente la robustesse de cette approche car les vaisseaux sont bien contrastés par rapport au fond des images.

Reiber [Reiber 86] propose une méthode de reconstruction des vaisseaux coronariens ou rétiens par analyse du résultat de la soustraction d'images angiographiques en niveaux de gris. Sa méthode est fondée sur le suivi itératif du corps des vaisseaux qui débute à partir d'un point et d'une direction globale de départ sélectionnés de façon interactive. A partir d'un point et d'une direction courante, il propose de retrouver le point suivant parmi des points candidats dans le voisinage du point courant, selon des propriétés photométriques. Le suivi s'arrête quand un des trois tests suivants est vérifié :

- la variation du niveau de gris moyen de deux sections successives du vaisseau reconstruit est trop importante,
- le niveau de gris moyen d'une section est trop proche du niveau de gris moyen du fond,
- le diamètre local est plus petit que le diamètre local minimum artériel.

Dans ce cas, une phase interactive permet à l'opérateur de vérifier si la fin du vaisseau est atteinte. Si elle n'est pas effectivement atteinte, alors que l'algorithme de suivi s'arrête, une étape de détection des bifurcations s'exécute. Cette étape consiste à balayer la circonférence d'un cercle de rayon égal au double du diamètre local du vaisseau, centré au dernier pixel détecté. Les pixels sur la circonférence du cercle, dont les niveaux de gris sont maximums, sont alors supposés être des positions d'autres vaisseaux. Un nouveau suivi est alors initialisé à partir de ces positions. La structure du vaisseau est ainsi modélisée sous forme d'arbre binaire.

Collorec et Coatrieux [Collorec 88] s'inspirent de la méthode présentée dans [Reiber 86]. La ligne de crête d'un vaisseau est obtenue par un suivi qui permet de reconstruire le vaisseau. L'algorithme détecte les points initiaux sur toutes les branches de l'arbre vasculaire. Ensuite, à partir d'un point initial, l'algorithme détermine le point suivant parmi trois points candidats voisins choisis selon trois directions de recherche. Le point suivant est celui qui satisfait un critère calculé à partir des moyennes de niveaux de gris déterminées le long des trois vecteurs $\vec{V}_g$, $\vec{V}_d$, $\vec{V}_c$ (cf. figure 2. 15).

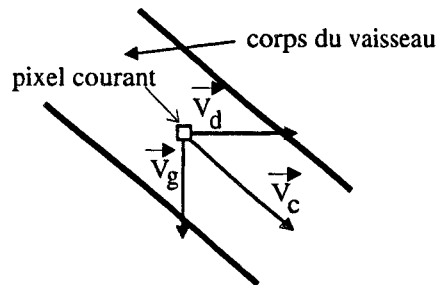


Figure 2. 15: Vecteurs associés à la direction de recherche.

La direction de vecteur $\vec{V}_c$ correspond à la direction courante du vaisseau dans le sens du suivi. Les directions des vecteurs $\vec{V}_g$ et $\vec{V}_d$ diffèrent de celle du vecteur $\vec{V}_c$ à $\pm \frac{\pi}{4}$. Les points validés constituent la ligne centrale d'un vaisseau.

2.7.3 Reconstruction des vaisseaux par suivi des pixels appartenant aux lignes centrales

Nous présentons maintenant les méthodes de reconstruction des vaisseaux par suivi des lignes centrales. Ces méthodes nécessitent au préalable l'extraction des lignes centrales par l'une des méthodes de filtrage présentées au paragraphe 2.7.1.

Ruan considère que les lignes centrales des vaisseaux sont représentés par leurs squelettes [Ruan 93]. Le suivi du squelette est proposé afin d'extraire les structures vasculaires coronariennes par analyse d'images angiographiques en niveaux de gris. Un traitement préalable en vue d'obtenir le squelette de tous les vaisseaux est d'abord appliqué

sur la totalité de l'image angiographique. Ensuite, le suivi du squelette de chaque vaisseau fournit un ensemble de points connexes qui représente les structures recherchées.

Dans cette optique, Ruan met en place une procédure récursive de suivi du squelette des vaisseaux pour les structurer. A partir d'un pixel initial du squelette appelé point courant, et d'une direction courante, l'algorithme recherche le point suivant selon sept nouvelles directions calculées selon la direction courante et le sens de la recherche. Si l'algorithme trouve plusieurs candidats, on est en présence d'une bifurcation à partir de laquelle de nouvelles branches sont initialisées permettant ainsi une reconstruction bidimensionnelle du squelette d'un vaisseau et de ses ramifications.

Suite aux travaux de Ruan [Ruan 93], Mao [Mao 95] [Mao 96] propose une méthode de regroupement perceptuel qui est fondée sur la notion de triplets caractérisés par une ligne centrale et les deux contours quasi-parallèles d'un vaisseau.

Cette approche consiste à reconstruire des vaisseaux coronariens en associant les contours détectés et le squelette de la structure vasculaire, de manière à éliminer les lignes centrales qui ne sont associées à aucun contour. Les lignes centrales sont extraites par la méthode de Ruan [Ruan 93], et les contours par application d'un détecteur Carbox de Pavlidis [Pavlidis 83]. Un exemple présenté sur la figure 2. 16 illustre cette

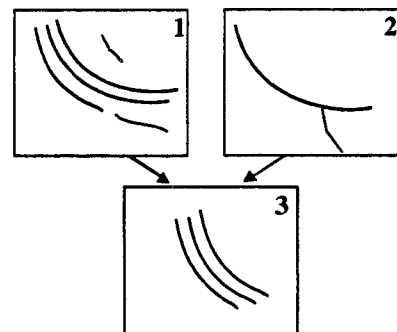


Figure 2. 16: Groupement perceptuel de vaisseau

approche. L'image 1 contient les contours détectés et l'image 2 les lignes centrales. L'image 3 représente le triplet retenu contenant deux contours situés de chaque côté d'une ligne centrale. Le principal avantage lié à l'association de ces deux informations est d'éliminer des éléments parasites tels que ceux correspondant aux zones de reflux de produit de contraste ou aux artefacts de soustraction, ainsi que les ensembles incomplets de vaisseaux coronariens (cas de lignes centrales absentes, de triplets trop courts, ou de zones complexes correspondant aux bifurcations et aux croisements). Par contre, le système nécessite le réglage de nombreux paramètres.

Nguyen [Nguyen 86] détermine la ligne de crête formée par un vaisseau coronarien grâce à un détecteur de lignes de crête en niveaux de gris, qui utilise les profils de ligne. Cette

procédure fournit le squelette du vaisseau qui modélise la ligne centrale du vaisseau. Deux suivis séquentiels sont mis en oeuvre indépendamment l'un de l'autre pour reconstruire des portions de squelettes à partir de l'image contenant les squelettes. Le premier suivi inspecte chaque ligne de cette image de haut en bas. Quand il détecte un pixel qui appartient à une ligne centrale, il considère que ce pixel est à l'origine d'une portion de squelette. Pour la former, il recherche vers le bas de l'image les pixels suivants qui respectent un critère d'homogénéité photométrique. L'autre suivi effectue la même analyse de gauche à droite de l'image. Ces 2 suivis fournissent donc un ensemble de portions de squelettes. Il propose alors une méthode qui les regroupe afin de reconstruire les vaisseaux rétinien.

Ces méthodes de reconstruction bidimensionnelle basées sur le suivi du squelette des vaisseaux sont intéressantes car elles permettent de détecter les points de bifurcation et de croisement de façon simple. Néanmoins, elles sont gourmandes en temps de calcul, notamment au niveau des étapes d'amincissement ou de squelettisation. D'autre part, la qualité du suivi dépend du succès de la squelettisation. Ainsi, le choix des éléments structurants est primordial pour ce type de suivi.

Sun [Sun 89] s'inspire des travaux de Reiber [Reiber 86] pour le suivi, mais en améliorant la recherche des points de la ligne centrale par l'utilisation d'un filtre monodimensionnel de convolution et par l'exploitation des propriétés de continuité des vaisseaux : continuité de la largeur, de l'orientation et de la densité du vaisseau.

L'algorithme de suivi des pixels représentant la ligne centrale d'un vaisseau est le suivant (cf. figure 2. 17). Soit P_k , un pixel courant de la ligne centrale. A ce point est associée la direction courante du vaisseau représentée par un vecteur unitaire $\overrightarrow{u_k}$. Un pas de recherche d est fixé par l'opérateur. Ainsi, un pixel $\tilde{P}_{k+d}$ est prédit tel que $\overrightarrow{P_k \tilde{P}_{k+d}} = d\overrightarrow{u_k}$.

On appelle ligne prédite la ligne de pixels qui passe par $\tilde{P}_{k+d}$ et dont la direction est perpendiculaire à la direction de $\overrightarrow{u_k}$. Sur les pixels de cette ligne, une convolution avec le filtre linéaire $f(x)$ suivant est effectuée. Il s'agit d'un filtre de taille $(2w + 1)$, avec $w > \sigma$, σ le diamètre du vaisseau, w et σ étant fixés par l'utilisateur:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } |x| \leq \sigma \\ -1 & \text{pour } \sigma \leq |x| \leq w \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.4)$$

Le pixel P'_{k+d} de cette ligne ayant la réponse la plus élevée est retenu. Un nouveau vecteur unitaire $\vec{u}_{k+d} = \frac{\overrightarrow{P_k P'_{k+d}}}{\|\overrightarrow{P_k P'_{k+d}}\|}$ est calculé. Le pixel suivant P_{k+d} se trouve alors sur la ligne perpendiculaire à la direction $\vec{u}_{k+d}$ au centre du corps du vaisseau.

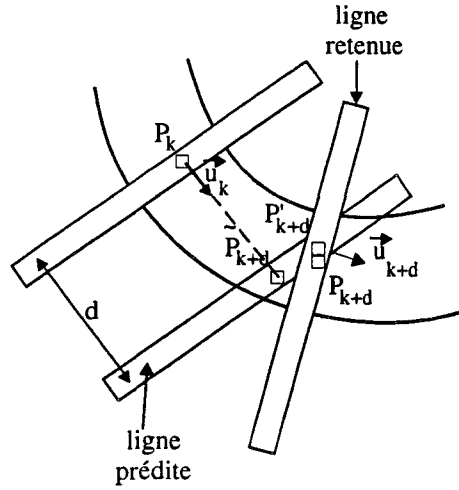


Figure 2. 17: Principe de calcul du point suivant de la ligne centrale.

Afin d'obtenir la totalité du réseau vasculaire coronarien sur des images angiographiques numérisées, Liu [Liu 93] applique le même algorithme que celui de Sun [Sun 89] en y ajoutant la détection des bifurcations le long des deux bords du vaisseau suivi. Une fois la fin du vaisseau principal atteinte, il effectue un suivi récursif, à partir des points de bifurcation détectés automatiquement. Cet algorithme utilise huit paramètres de réglage ajustés de manière heuristique, ce qui limite sa performance et sa facilité d'utilisation.

Zhou [Zhou 94] propose le même algorithme que Sun [Sun 89] pour l'analyse d'images angiographiques coronariennes, mais utilise un filtre adapté de forme gaussienne pour améliorer la détection des pixels représentant les lignes centrales.

Nous tenons également à citer un travail sur la reconstruction des réseaux routiers dont les caractéristiques géométriques peuvent ressembler à celles des vaisseaux sanguins. Lefrère [Lefrère 93] propose un suivi de routes en s'appuyant sur leurs propriétés locales par analyse d'images. Son algorithme récursif, à partir d'un point courant appartenant à la route, permet de trouver le point suivant, les ramifications ainsi que les bords de routes en scrutant dans 3 directions : une dans la direction perpendiculaire à l'axe de la route, les deux autres avec une direction différant de $\pm \frac{\pi}{4}$ par rapport à la première, avec un pas élémentaire égal à la demi-largeur de la route. Pour rendre le suivi fiable, les points successifs déterminés sont validés par un critère probabiliste basé sur la distribution de Gibbs, dont l'intérêt réside dans sa définition multi-critères.

2.8 LES CONTOURS DES VAISSEAUX RÉTINIENS CONSIDÉRÉS COMME POINTS DE REPÈRE ANATOMIQUES

Une autre approche consiste à considérer les pixels qui représentent les contours des vaisseaux. Ces méthodes d'identification des vaisseaux se décomposent également en 2 étapes successives:

- un filtrage visant à détecter les pixels contours des vaisseaux,
- un suivi automatique des pixels contours des vaisseaux afin de les reconstruire.

2.8.1 Filtrage des image pour détecter les pixels contours des vaisseaux

Les filtres utilisés sont fondés sur la dérivée première ou seconde du signal afin de détecter les contours des vaisseaux. Les opérateurs classiques de Sobel, Prewitt, ou Roberts appartiennent à cette catégorie. La localisation des contours détectés avec ces opérateurs n'est pas satisfaisante [Fleagle 89]. Pour résoudre ces problèmes, l'auteur utilise deux opérateurs de détection de contours : celui de Sobel et celui de Marr-Hildreth [Marr 80]. En combinant les résultats des deux opérateurs, la précision de la localisation est améliorée.

2.8.2 Reconstruction des vaisseaux par suivi des pixels contours

Klein [Klein 97] propose une méthode pour évaluer le diamètre d'une portion de vaisseau coronarien en modélisant celui-ci par un contour actif basé sur un modèle B-spline. La méthode est fondée sur la convolution de l'image angiographique avec des filtres de type "S-Gabor" selon différentes orientations, en vue de calculer l'énergie externe du contour actif. Des points de contrôle sont ensuite interactivement sélectionnés afin que les contours actifs délimitent les deux contours opposés de la portion d'un vaisseau. Cette nouvelle approche ne détecte pas les bifurcations et ne peut s'appliquer qu'à l'analyse d'une portion d'un vaisseau.

Lecornu [Lecornu 95], outre la décomposition multi-échelles présentée au paragraphe 2.7.1.1, propose également une autre méthode fondée sur le suivi des deux bords d'un vaisseau coronarien. L'objectif de sa méthode est de suivre ces deux bords d'un vaisseau, d'une section de départ jusqu'à une section d'arrivée, malgré la présence de bifurcations, de superpositions ou de croisements. Il adapte l'algorithme de recherche de chemin à coût minimum dans un graphe de Martelli [Martelli 72] au suivi simultané des deux bords. Un chemin est composé de plusieurs noeuds successifs. Un noeud est composé de deux éléments de contour d'un vaisseau, chacun appartenant à l'un des deux bords du vaisseau. Un élément de contour est défini comme la frontière orientée entre deux pixels (cf. figure 2. 18).

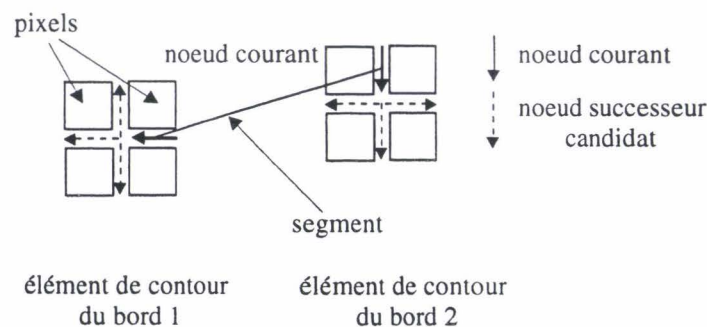


Figure 2. 18: Noeud pour un suivi à deux bords.

A partir d'un nœud courant, plusieurs chemins sont explorés suivant des directions différentes pour trouver les nœuds suivants. Différents coûts sont calculés pour chaque nœud

candidat. L'algorithme de Martelli permet ensuite de sélectionner les chemins qui ont des coûts minimaux. La détermination du noeud suivant de la structure vasculaire s'effectue en choisissant, parmi les noeuds à coût minimum, celui qui satisfait des contraintes heuristiques imposées. Une des contraintes est liée à la variation du diamètre local du vaisseau. Les bifurcations sont détectées au fur et à mesure du suivi par un algorithme complexe. Cet algorithme est très intéressant car il permet d'obtenir les positions spatiales des vaisseaux ainsi que leurs bifurcations. Néanmoins, il est plus coûteux en temps de calcul, que les méthodes de Sun et de Liu [Sun 89] [Liu 93], fondées sur le suivi des vaisseaux, car la combinatoire pour la recherche des noeuds candidats est très importante. Par ailleurs, les résultats obtenus sur des images angiographiques coronariennes sont moins probants que ceux obtenus sur des images résultant de la soustraction de deux images angiographiques.

2.9 CONCLUSION

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté la formation des vaisseaux rétiens dans une image de fond d'oeil. Il nous a semblé intéressant de définir ensuite quelques termes relatifs à la représentation d'un vaisseaux rétinien dans une image angiorétinographique.

La seconde partie de ce chapitre est consacrée aux méthodes qui s'attachent à détecter des points de repère anatomiques dans des images angiographiques. Les deux premières approches, fondées sur la détection des coins ou des bifurcations des vaisseaux, sont intéressantes car elles sont simples à mettre en oeuvre et peu coûteuses en temps de calcul. Néanmoins elles ne permettent pas de localiser précisément les différents éléments qui sont présents dans les images. D'autre part, faute d'information structurée, il semble difficile de mettre en correspondance des coins ou des bifurcations détectés dans deux images différentes.

C'est ce qui a conduit de nombreux auteurs à structurer les vaisseaux en proposant des méthodes qui les reconstruisent. Ces reconstructions s'effectuent soit par suivi des pixels formant les lignes centrales, soit par suivi des pixels contours des vaisseaux.

Ces pixels sont mis en évidence grâce à une étape préalable de filtrage des images. Les paramètres des filtres linéaires ou non linéaires sont fondés sur une connaissance a priori des propriétés des vaisseaux à suivre.

Grâce à ce filtrage de l'image, la majorité des procédures de suivi ne traitent que les pixels qui sont mis en évidence. Ainsi ces méthodes fondées sur le filtrage ne traitent pas l'image entière, mais uniquement les zones de l'image où sont présents les pixels intéressants. Le filtrage préalable permet alors d'éviter des calculs inutiles.

Ensuite, ces méthodes de suivi offrent l'avantage d'une structuration immédiate des vaisseaux sous la forme d'arbres. La racine d'un arbre structurant un vaisseau est constituée d'une suite de pixels suivis se situant du début du vaisseau principal jusqu'au premier noeud de bifurcation. La détection d'une bifurcation déclenche une division de la racine de l'arbre en deux sous branches, l'une contenant la suite de pixels appartenant à la suite du vaisseau principal et l'autre contenant la suite de pixels appartenant à l'autre branche du vaisseau.

Certains algorithmes attachent de l'importance à la précision de la mesure des diamètres des vaisseaux mais, pour notre part, nous devons surtout nous attacher à la détection des points caractéristiques, comme la position des contours, des lignes centrales ou des bifurcations, en vue de les utiliser comme points de repère anatomiques. Aussi, l'intérêt que nous portons à ces algorithmes est surtout lié à la bonne détection de ces points de repère.

Les méthodes décrites dans ce chapitre ont été développées suivant le type d'applications ou le type d'images à traiter. Il n'existe donc pas de méthode générale; néanmoins tous ces algorithmes utilisent les propriétés physiques et géométriques des structures vasculaires pour effectuer des reconstructions pertinentes.

La pertinence des reconstructions dépend généralement de la qualité des images traitées, comme nous allons le constater dans les chapitres à venir.

Enfin, nous remarquons que nous n'avons trouvé qu'une seule référence concernant la reconstruction vasculaire par traitement d'images en couleur [Akita 80].

Nous rappelons que dans le cas de l'angiorétinographe appliquée à l'évaluation des lésions à C.M.V., aucun produit de contraste des vaisseaux ne peut être injecté. En effet, l'utilisation d'un produit de contraste modifierait la couleur des lésions, ce qui n'est pas souhaitable pour l'évaluation colorimétrique de celles-ci. La couleur peut alors apporter une information pertinente, pour distinguer les vaisseaux du fond et donc pour effectuer une reconstruction bidimensionnelle fiable des structures vasculaires.

Il est alors intéressant d'étudier comment la couleur est représentée dans une image numérique.

Chapitre 3

Représentation de la couleur

Sommaire

- 3.1 Introduction**
 - 3.2 Perception humaine de la couleur**
 - 3.3 Qu'est ce que la lumière ?**
 - 3.4 Origine de la sensation humaine de la couleur**
 - 3.5 Attributs de la couleur perçue par un être humain**
 - 3.6 Synthèse additive et soustractive**
 - 3.7 De la vision humaine à la vision artificielle**
 - 3.8 Quelques systèmes de représentation de la couleur**
 - 3.9 Quelques applications de l'analyse d'images couleur**
 - 3.10 Conclusion**
-

3.1 INTRODUCTION

Dans le cadre de notre travail, la couleur mesurée de chaque pixel est utilisée pour permettre de reconstruire les vaisseaux rétiniens. En effet, le corps d'un vaisseau se distingue mieux du fond de l'oeil sur une image en couleur que sur une image en niveaux de gris, comme le montrent les figures 3. 1 et 3. 2.

La figure 3. 1 représente l'image en couleur d'une portion de fond d'oeil sur laquelle nous distinguons aisément les vaisseaux dont la couleur est rouge foncé. La figure 3. 2 représente l'image en niveaux de gris, la luminance L étant évaluée selon l'équation

$$L = \frac{R + V + B}{3}, \text{ où } R, V \text{ et } B \text{ sont les composantes trichromatiques rouge, verte et bleue de}$$

l'image couleur.

Une simple comparaison de ces deux figures montre que la couleur permet de mieux discerner les vaisseaux de fond de l'oeil.



Figure 3. 1 :Image en couleur

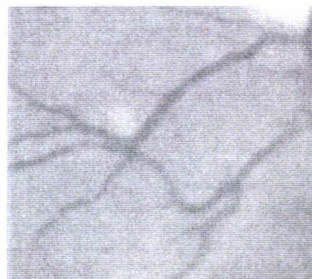


Figure 3. 2 : Image luminance

Il est donc intéressant d'étudier quels peuvent être les apports de la couleur pour segmenter les images de fond d'oeil afin d'en extraire les vaisseaux rétiniens. Dans les images acquises par la caméra, la couleur d'un pixel est représentée par ses 3 composantes trichromatiques. La couleur d'un pixel peut être exprimée dans d'autres systèmes de la représentation, chacun conçu pour répondre à des propriétés physiques ou physiologiques de la couleur. Nous trouvons dans la littérature les fonctions de passage des composantes trichromatiques aux composantes exprimées dans les autres systèmes de représentation. Nous décrirons les systèmes de représentation les plus connus dans ce chapitre, afin de mesurer dans le chapitre suivant leur influence sur la détection des contours des vaisseaux.

Dans ce chapitre, nous présentons, dans un premier temps, les concepts de base liés à la perception humaine de la couleur. Nous y montrons que la couleur d'un objet dépend de l'éclairage. Ceci nous amène à détailler, dans un deuxième temps, la notion de lumière. Ensuite, nous expliquons brièvement comment l'être humain perçoit une couleur, ce qui nous permet de définir trois attributs de la couleur: l'intensité, la teinte et la saturation, puis de présenter les synthèses additive et soustractive. Ceci nous amène à résumer les systèmes de représentation les plus utilisés en traitement d'images. Enfin, nous concluons ce chapitre par la présentation de quelques applications de l'analyse d'images couleur.

3.2 PERCEPTION HUMAINE DE LA COULEUR

La couleur résulte de la perception humaine d'un stimulus lumineux, direct ou indirect. Ainsi, la couleur n'existe pas sans la lumière. La perception de la couleur est une transformation de l'information contenue dans le spectre lumineux qui débute au niveau de l'oeil et se termine dans le cortex cérébral.

La perception de la couleur par un être humain peut être décomposée en la succession des étapes suivantes (cf. figure 3. 3):

- une source lumineuse éclaire l'objet à observer, selon une certaine incidence,
- l'objet réfléchit une partie de la lumière, selon ses propriétés de réflectance,
- l'oeil observe l'objet sous un certain angle d'observation,
- les rayons lumineux réfléchis par l'objet, après avoir traversé la cornée, le cristallin, le corps vitré, se focalisent sur la rétine où l'énergie lumineuse est ensuite convertie en un signal interprétable par le cerveau,
- ce signal est véhiculé par le nerf optique vers le cerveau qui analyse les données.

Notons que la combinaison de la source lumineuse et de la réflectance de l'objet fournit un signal couleur. Les récepteurs de l'oeil transforment ce signal en sensation colorée. Ce signal nous fait donc associer une couleur à un objet. La couleur d'un objet peut être qualifiée de "vue de l'esprit" dans la mesure où un objet n'a effectivement pas de couleur propre!

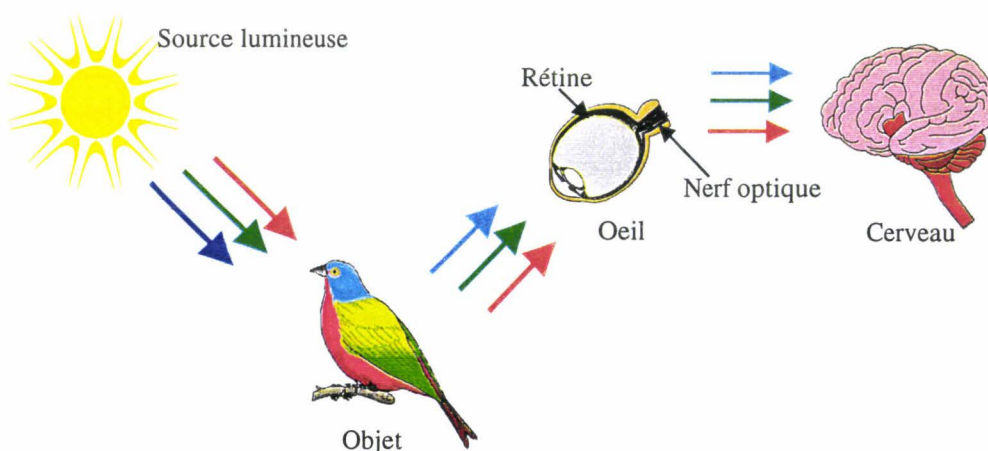


Figure 3. 3: Perception humaine de la couleur

La perception humaine de la couleur d'un objet dépend donc des trois facteurs principaux suivants:

- Le type de lumière éclairant l'objet : un objet éclairé par deux sources de lumière différentes présente deux "couleurs" différentes.
- Les propriétés de réflectance de l'objet qui sont définies comme le rapport entre l'énergie radiante du signal lumineux réfléchi et l'énergie du signal lumineux incident. Un objet réfléchit partiellement l'énergie lumineuse incidente et en absorbe une partie par ses pigments. La réflectance est alors un rapport compris entre 0 et 1. La valeur maximale correspond au diffuseur parfait, objet théorique impossible à réaliser. La plupart des rayons lumineux que nous percevons sont des rayons réfléchis, selon des propriétés de réflectance des objets souvent complexes. Ainsi, le rayonnement réémis par une surface peut considérablement varier selon l'orientation de celle-ci. Malgré cela, un observateur sera capable d'attribuer une couleur relativement précise à un objet observé. Ce phénomène de compensation de la perception humaine colorée par rapport à l'éclairage est connu sous le nom de constance chromatique.
- La sensibilité de l'observateur qui observe la scène : la vision des couleurs se modifie au fil du temps chez un individu à cause de l'opacification du cristallin qui est dû au vieillissement. Ensuite, il peut exister d'un individu à l'autre des variations de la perception de la couleur, dues au phénomène de daltonisme.

3.3 QU'EST CE QUE LA LUMIÈRE ?

« Dieu dit : Que la lumière soit ! Et la lumière fût. »

Genèse 1 : 3

La nature de la lumière est révélée par Isaac Newton, en 1666, à la suite d'une expérience qui consiste à éclairer un prisme de verre avec la lumière blanche émise par le soleil. Il observe ainsi que la lumière se décompose en bandes multicolores reproduisant exactement la répartition colorée de l'arc-en-ciel (cf. figure 3. 4).

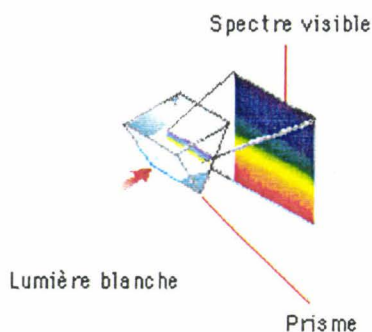


Figure 3. 4: Spectre visible

La lumière est une forme d'énergie qui se propage sous forme d'ondes électromagnétiques. Ces ondes sont caractérisées par leur distribution spectrale de puissance. Un faisceau de lumière est alors une association de radiations spectrales de nature électromagnétique. Ces radiations diffèrent les unes des autres par leur longueur d'onde. La séparation de ces différentes ondes fournit un spectre. Ces études ont montré que la bande multicolore obtenue à la suite de l'expérience de Newton correspond, en fait, à ce qu'on appelle le spectre visible de la lumière, de longueur d'onde comprise entre 380 et 780 nanomètres [Newton 1704]. L'œil humain est uniquement sensible dans cet intervalle. De ce fait, nous restreignons l'étude de la couleur à cet intervalle.

Dans le paragraphe 3.2, nous avons écrit que la couleur d'un objet dépend de la source lumineuse qui l'éclaire. Par exemple, un citron jaune éclairé par une source de lumière bleue apparaîtra brun bien qu'il soit jaune sous la lumière du jour [Trouvé 91]. Aussi est-il indispensable de spécifier le type de source lumineuse utilisée pour qualifier la couleur d'un objet.

Il existe deux types de sources lumineuses. Les sources primaires émettent directement un rayonnement lumineux. Le soleil et les lampes à filament incandescent sont des exemples de sources primaires. Les sources secondaires sont des objets qui réfléchissent la lumière émise par une source primaire ou secondaire [Ultré 96].

D'après la C.I.E. (Commission Internationale de l'Eclairage), un *illuminant* est un rayonnement dont la répartition spectrale relative d'énergie est définie dans le domaine des

longueurs d'onde capables d'influencer la perception de la couleur des objets. Un illuminant se différencie de la source lumineuse qui lui est associée par le fait qu'une source est une réalisation pratique plus ou moins approchée d'un illuminant théorique. La C.I.E. a défini des illuminants normalisés dont elle recommande l'usage pour effectuer des mesures de couleur. La couleur d'un illuminant est caractérisée par la température, exprimée en Kelvins, à laquelle il faut chauffer un corps noir pour obtenir cette couleur.

Quelques températures de couleur sont présentées dans le tableau suivant [Scitex 98] :

Source lumineuse	Température de couleur (Kelvins)
Ciel bleu clair	12 000 à 27 000 K
Ciel couvert	7 000 K
Lumière du Soleil	4 300 à 6 500 K
Lampe au tungstène	2 400 à 2700 K

Afin de standardiser ces sources lumineuses, la C.I.E. a proposé les illuminants normalisés suivants : [Trouvé 91]

- **Illuminant A** : correspond à la lumière émise par un corps noir porté à une température de 2856 K. Cet illuminant correspond aux éclairages normalisés de type incandescence.
- **Illuminant B** : représente la lumière directe du soleil à midi, avec une température de couleur voisine de 4874 K.
- **Illuminant C** : lumière moyenne du jour, sans UV, de température de couleur voisine de 6774 K.
- **Illuminant D65** : lumière moyenne du jour, avec UV, de température de couleur de 6504 K.

A chaque illuminant correspond donc une température de couleur. Leurs spectres d'énergie sont représentés sur les courbes de la figure 3. 5:

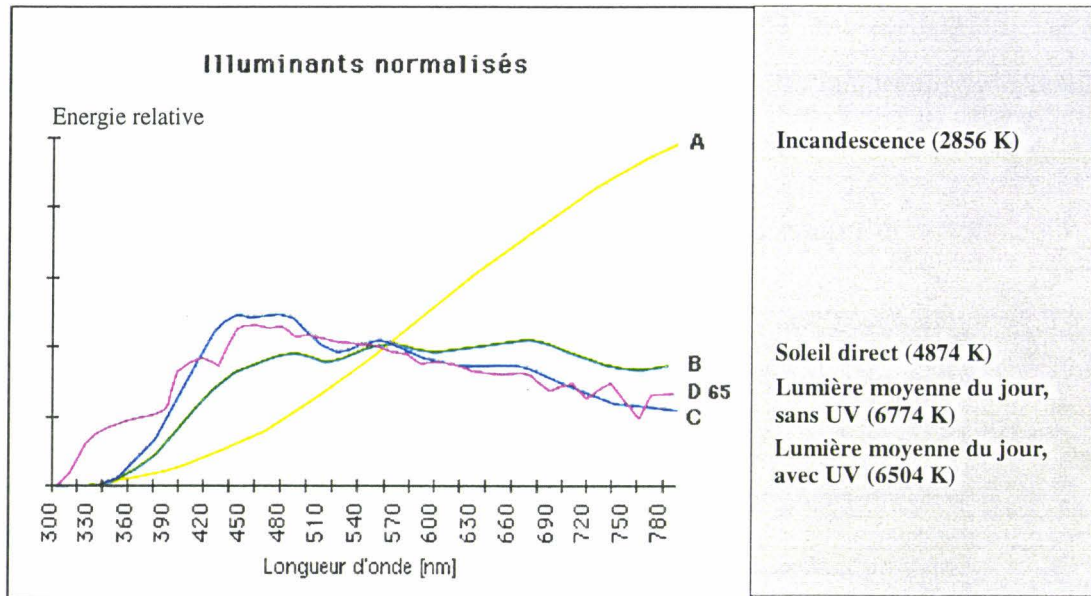


Figure 3. 5: Spectres d'illuminants standards de la CIE [Nicole 97]

3.4 ORIGINE DE LA SENSATION HUMAINE DE LA COULEUR

L'énergie lumineuse réfléchie par un objet observé est convertie en un signal interprétable par le cerveau. En fait, cette conversion se fait grâce à la présence sur la rétine de cellules photosensibles, ou photorécepteurs : ce sont les cônes et les bâtonnets, accolés à la choroïde [Universalis 97]:

- Les **bâtonnets** permettent la vision nocturne ou scotopique. Leur répartition est plus dense à la périphérie de la rétine qu'au centre. On dénombre environ 80 à 140 millions de bâtonnets. Ils ne nous permettent pas, quand l'intensité de la lumière est faible, de percevoir la couleur des objets.
- Les **cônes** permettent la vision diurne ou photopique. C'est grâce à eux que nous percevons la couleur des objets, quand l'intensité de la lumière incidente est suffisante. La rétine contient environ quatre à sept millions de

cônes. Leur densité est la plus importante au niveau de la fovéa, où notre vision est la plus sensible. En effet, on y dénombre environ 50000 cônes et aucun bâtonnet. Il y a environ de 4 à 7 millions de cônes répartis sur la rétine. Lorsqu'on fixe un objet, les rayons lumineux issus de cet objet se focalisent sur la fovéa, siège de l'acuité visuelle.

Les cônes contiennent des pigments qui se décolorent par absorption de la lumière et qui déclenchent des impulsions électriques envoyées au cerveau [Kowaliski 90]. Les cônes se répartissent en trois types qui diffèrent par leur sensibilité spectrale.

Ceci a fourni la base physiologique d'une théorie fondamentale en colorimétrie : la *trivariance visuelle* ou *théorie trichromatique*.

Une définition de la trivariance visuelle, dite réduite, a été fournie par l'AFNOR (Association Française de la Normalisation) comme suit :

" Principe selon lequel un rayonnement de couleur quelconque mais réel, c'est à dire issu de sources réelles, peut être reproduit visuellement à l'identique, dans les conditions d'observation déterminées, par le mélange algébrique, en proportions définies de manière unique, des flux lumineux de trois rayonnements de couleur réels qui peuvent être arbitrairement choisis, sous la réserve qu'aucun d'eux ne puisse être reproduit par un mélange approprié des deux autres. "

Norme française NF X 08-800 [Trouvé 91]

Cette théorie a été adoptée à la suite des travaux sur la sensibilité des trois pigments contenus dans les cônes, appelés *primaires*, rouge, vert et bleu. En effet, ces études ont montré que les courbes de sensibilité relatives à ces trois pigments présentent des maximums aux longueurs d'onde des couleurs rouge, vert et bleu, à savoir respectivement 570 nm (longue), 530 nm (moyenne) et 440 nm (courte). Ce sont donc ces pigments qui effectuent la conversion de l'énergie lumineuse en un signal interprétable par le système nerveux. 4% des cônes sont sensibles à la couleur bleue, 32% au vert et 64% au rouge.

3.5 ATTRIBUTS DE LA COULEUR PERÇUE PAR UN ÊTRE HUMAIN

La sensation de couleur produite par un rayonnement lumineux est appelé *stimulus* de couleur.

Une couleur perçue par un être humain peut être caractérisée par trois attributs:

- **sa teinte** ou **tonalité chromatique** : elle définit la nature de la couleur (jaune, vert, bleu...), liée à la longueur d'onde dominante. L'œil humain perçoit plus d'une centaine de teintes différentes.
- **sa pureté** ou **saturation**, c'est à dire l'altération d'une teinte par le blanc. Elle permet, par exemple, de distinguer le rose du rouge. Ainsi, une couleur pure est saturée à 100%, le blanc, les gris, et le noir le sont à 0%. L'œil distingue plus d'une vingtaine de niveaux de saturation distincts pour une teinte.
- **l'intensité** ou **la luminosité** qui définit si un objet est clair ou foncé. Elle est définie par la quantité totale d'énergie du spectre de la couleur. (Exemple : pour une échelle d'intensité de 0 à 1, la luminosité de la couleur noire est 0 et celle de la couleur blanche est égale à 1). L'œil perçoit plus d'une soixantaine de niveaux d'intensité.

La teinte et la saturation sont regroupées sous le terme de **chromaticité** : c'est elle qui matérialise l'aspect coloré d'une lumière ou d'un objet.

En résumé, l'œil humain distingue plus de 100 000 couleurs.

3.6 SYNTHÈSE ADDITIVE ET SOUSTRACTIVE

La synthèse additive et la synthèse soustractive d'une couleur ont pu être établies à partir de la théorie trichromatique introduite au paragraphe 3.4.

La synthèse additive permet de reproduire presque toutes les couleurs visibles à partir de l'addition de trois couleurs primaires, rouge, vert et bleu (RVB). Les couleurs obtenues

sont représentées sur la figure 3. 6. Les autres couleurs intermédiaires sont obtenues par l'utilisation de sources primaires d'intensité variable. Ce principe est utilisé pour la reconstitution des images couleurs en télévision ou sur les écrans d'ordinateurs.

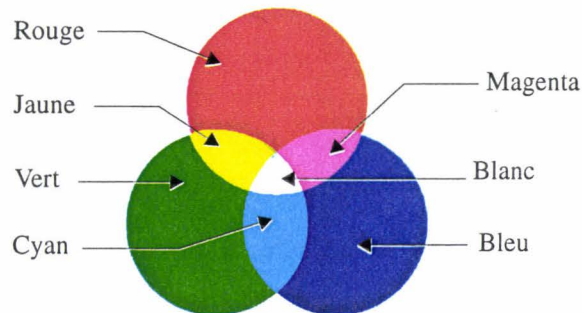


Figure 3. 6: Synthèse additive

Le principe de la synthèse soustractive repose sur l'absorption de certaines longueurs d'ondes par le corps éclairé (cf. figure 3. 7). Par exemple, dans l'imprimerie où cette synthèse est utilisée pour l'impression des couleurs, les primaires utilisées sont le cyan, le magenta, et le jaune (CMJ), lesquelles ont été obtenues par la soustraction des trois composantes rouge, vert et bleu à la lumière blanche [Dordet 90] [Ultré 96]:

- le **cyan** : vert + bleu
- le **magenta** : rouge + bleu
- le **jaune** : rouge + vert

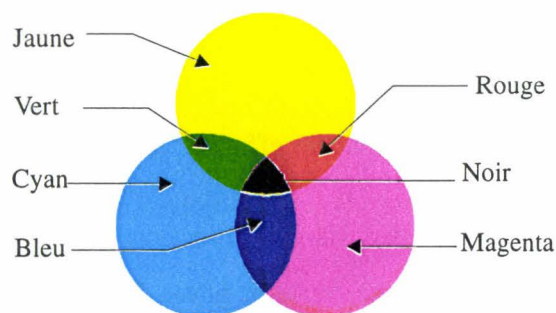


Figure 3. 7: Synthèse soustractive

3.7 DE LA VISION HUMAINE A LA VISION ARTIFICIELLE

Il existe une similitude entre la vision artificielle et la vision humaine. En effet, pour générer une image, plusieurs éléments sont indispensables, à savoir une source de lumière, un dispositif optique, et un système permettant de fixer l'image [Lozano 98].

- *Le système optique :*

En vision humaine, il est représenté par la cornée, l'iris et le cristallin. Les rayons lumineux arrivent sur la cornée. Ensuite, le cristallin agit comme une lentille, qui en devenant mince ou épaisse, règle la mise au point afin que les objets que nous observons soient nets. L'iris fonctionne comme un diaphragme qui, en se contractant, dose la quantité de lumière qui pénètre dans l'oeil.

En vision artificielle, le système optique est l'objectif de caméra muni d'un dispositif de mise au point (tirage de l'objectif) et d'un zoom (focale de l'objectif).

- *Les récepteurs*

En vision humaine, c'est sur la rétine que se forment les images où les cônes et les bâtonnets sont les cellules photoréceptrices.

En vision artificielle, ce sont sur les capteurs CCD que se forment les images.

- *Le traitement*

En vision humaine, le nerf optique ramène le signal fourni par la rétine au cerveau qui interprète le signal.

En vision artificielle, le traitement est effectué par un ordinateur.

De façon similaire à la trivariance visuelle humaine, basée sur la sensibilité de l'oeil humain aux trois couleurs primaires rouge, verte et bleue, la vision artificielle couleur utilise des images couleur acquises à l'aide de trois filtres colorés rouge, vert, et bleu pour décomposer au mieux le spectre visible. Lors de l'acquisition d'une image couleur, celle-ci est décomposée selon trois composantes Rouge, Vert, et Bleu par les trois filtres et restituée par une superposition des trois composantes. Ces trois composantes, appelées composantes

trichromatiques, constituent un système de représentation. De nombreux auteurs ont constaté que ce système n'est pas toujours bien adapté à la segmentation des images numériques [Carron 95]. Aussi, différentes études ont été menées pour définir d'autres systèmes de représentation.

3.8 QUELQUES SYSTÈMES DE REPRÉSENTATION DE LA COULEUR

3.8.1 Le système CIE-RVB

Ce système a été obtenu à la suite des expériences de Wright et Guild, qui ont défini trois primaires qui sont des stimuli monochromatiques de longueurs d'onde 700 nm pour le rouge, 544.1 nm pour le vert et 435.8 nm pour le bleu [Trouvé 91]. Leurs travaux ont permis de tracer ce qu'on appelle les *fonctions colorimétriques* relatives aux trois primaires monochromatiques rouge (R), vert (V), et bleu (B), et notées $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{v}(\lambda)$, et $\bar{b}(\lambda)$, λ désignant la longueur d'onde. Ces trois fonctions colorimétriques ont été normalisées par la CIE en 1931 (cf. figure 3. 8).

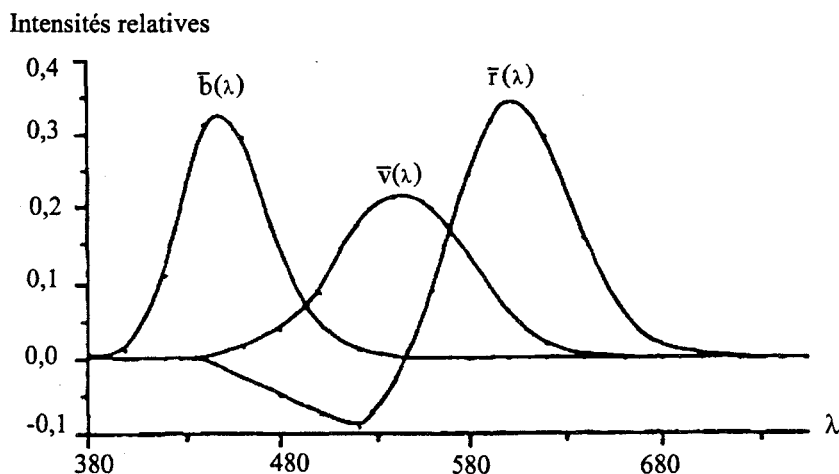


Figure 3. 8: Fonctions colorimétriques $\bar{r}(\lambda)$, $\bar{v}(\lambda)$, et $\bar{b}(\lambda)$ du système RVB de la C.I.E. [Dordet 90].

Ainsi, un stimulus de couleur peut être représenté par trois composantes trichromatiques, sous la forme du vecteur Q tel que [Lozano 98] :

$$Q \begin{cases} R = \int_{\lambda} \bar{r}(\lambda) P(\lambda) d\lambda \\ V = \int_{\lambda} \bar{v}(\lambda) P(\lambda) d\lambda \\ B = \int_{\lambda} \bar{b}(\lambda) P(\lambda) d\lambda \end{cases} \quad (3.1)$$

où $P(\lambda)$ représente la répartition spectrale du stimulus Q .

La théorie trichromatique permet de restituer la majeure partie des couleurs à partir de la synthèse additive de ces trois primaires R , V et B . Néanmoins, ce système présente des inconvénients. En effet, certaines couleurs ne sont pas reconstituées à cause des intensités négatives de la courbe $\bar{r}(\lambda)$. C'est notamment le cas des couleurs rouges pourpres qui sont représentées par des valeurs négatives de certaines composantes [Carron 95].

Les couleurs reconstituées forment l'ensemble des vecteurs Q qui peuvent être représentés dans un espace tridimensionnel fini, appelé "*cube des couleurs*". L'origine de cet espace correspond au noir ($R=0$, $V=0$, $B=0$) (cf. figure 3. 9). A chaque point de cet espace sont associées trois composantes trichromatiques, sur les trois axes R , V , B . L'axe des gris, ou axe achromatique, contient toutes les nuances de gris allant du noir ($R=0$, $V=0$, $B=0$) au blanc ($R=1$, $V=1$, $B=1$).

Les sommets des trois primaires Rouge, Vert, Bleu forment le *triangle de Maxwell* ou *triangle des couleurs*. Ce triangle est perpendiculaire à l'axe des gris et les points s'y trouvant correspondent à des stimuli de même intensité. Le triangle de Maxwell correspond à la représentation plane du système RVB normalisé, obtenu à partir des équations suivantes :

$$\begin{cases} r = \frac{R}{R+V+B} \\ v = \frac{V}{R+V+B} \\ b = 1 - r - v \end{cases} \quad (3.2)$$

où r , v , b sont appelées les composantes réduites ou normalisées.

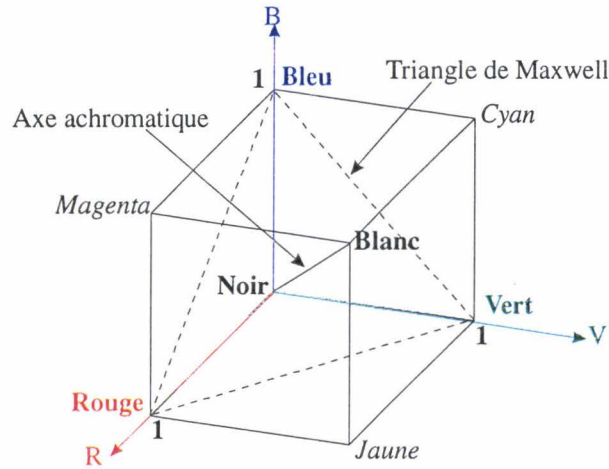


Figure 3. 9: Cube des couleurs dans l'espace RVB.

3.8.2 Le système CIE-XYZ de 1931

Le système CIE XYZ, dit de référence, a été conçu par la CIE en 1931, en vue d'éliminer les inconvénients du système RVB cités précédemment. Il est basé sur trois primaires virtuelles X, Y et Z, obtenues par une transformation linéaire des composantes trichromatiques RVB:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_r & X_v & X_b \\ Y_r & Y_v & Y_b \\ Z_r & Z_v & Z_b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

où (X_r, Y_r, Z_r) , (X_v, Y_v, Z_v) , (X_b, Y_b, Z_b) sont les coordonnées XYZ des primaires rouge, vert, et bleu. La représentation des fonctions colorimétriques est donnée sur la figure 3. 10.

Ces trois primaires virtuelles ne correspondent à aucun stimulus monochromatique. Ces primaires n'existent pas physiquement et ne constituent pas des rayonnements. Cependant, ces primaires ne sont pas choisies arbitrairement: l'une d'entre elles, Y, est liée à l'efficacité spectrale relative de l'oeil et permet de quantifier l'impression lumineuse d'un stimulus.

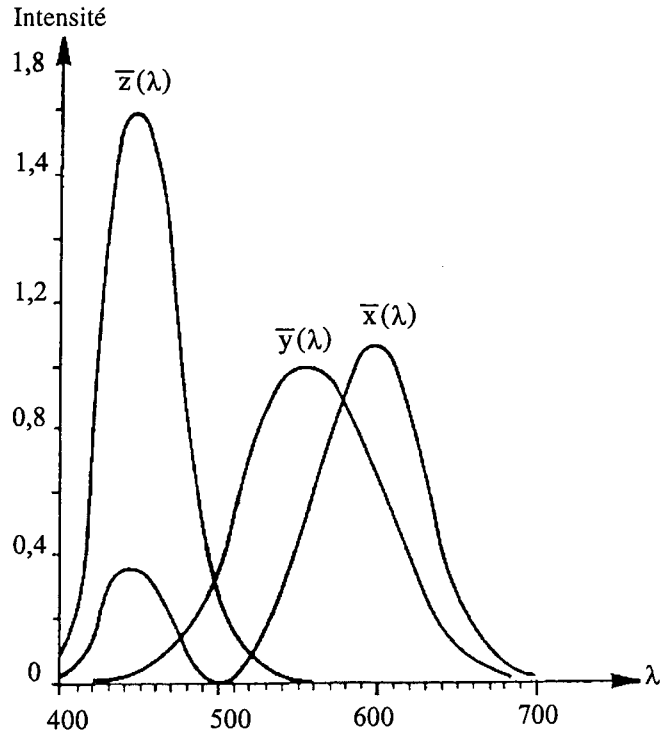


Figure 3. 10 : Représentation des fonctions colorimétriques $\bar{x}(\lambda)$, $\bar{y}(\lambda)$, et $\bar{z}(\lambda)$ de la C.I.E. 1931 [Trouvé 91].

Les coefficients de la matrice de passage dépendent des conditions d'acquisition de l'image, c'est à dire du type de l'illuminant [Trémeau 93].

Par exemple, pour un illuminant blanc de type C, des couleurs de référence au standard NTSC et une échelle de luminance s'étageant de 0 à 1, la matrice de passage est [Ultré 96]:

$$\begin{bmatrix} X_r = 0.607 & X_v = 0.174 & X_b = 0.200 \\ Y_r = 0.299 & Y_v = 0.587 & Y_b = 0.114 \\ Z_r = 0.000 & Z_v = 0.066 & Z_b = 1.116 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

La lumière blanche est caractérisée par un mélange en quantité égale des trois primaires X, Y et Z ($X=Y=Z$) [Luong 91].

Soient x , y et z les composantes du système XYZ normalisé, calculées à partir des composantes X , Y et Z :

$$\begin{cases} x = \frac{X}{X+Y+Z} \\ y = \frac{Y}{X+Y+Z} \\ z = 1 - x - y \end{cases} \quad (3.5)$$

Les coordonnées x et y permettent de représenter dans un plan tous les stimulus de couleur : cette représentation est appelée "*diagramme de chromaticité xy de la CIE*" (cf. figure 3. 11). Il est alors possible de caractériser une couleur par sa luminance Y et sa chromaticité (x,y) . Les axes x et y définissent la chromaticité, qu'on appelle couramment la couleur. Toutes les couleurs qui sont situées sur la périphérie du diagramme sont pures, c'est à dire de saturation égale à 1. Elles forment l'enveloppe appelée "*spectrum locus*". Toutes les couleurs physiquement réalisables se trouvent à l'intérieur du diagramme. La "*droite des pourpres*" correspond à la droite reliant les deux extrémités du spectre. Les couleurs présentes dans cette zone et proches des violets, sont obtenues par combinaison d'une couleur rouge et d'une couleur bleue. Le blanc parfait se situe au point de coordonnées $x=0,3333$ et $y=0,3333$.

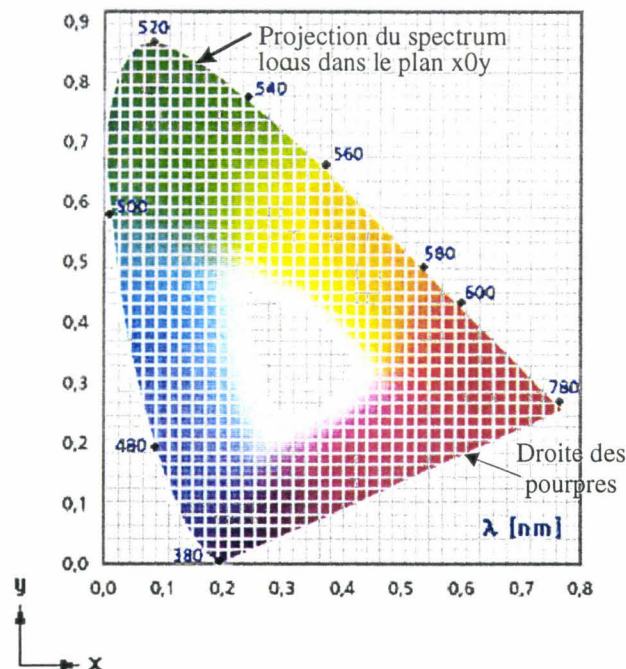


Figure 3. 11: Diagramme de chromaticité x-y de la CIE [Nicole 97].

3.8.3 Le système LTS

Le système LTS (Luminance, Teinte, Saturation), également connu sous l'appellation de système ITS (Intensité, Teinte, Saturation), ou système Intensité/Chrominance [Carron 95], est proche de la perception humaine de la couleur (voir paragraphe 3.5). Il se rapproche le plus du vocabulaire courant utilisé pour caractériser une couleur.

Plusieurs formulations permettent de passer des composantes trichromatiques RVB aux trois composantes LTS. En voici un exemple :

- Pour la composante Luminance :

$$L = \frac{R + V + B}{3} \quad (3.6)$$

où le facteur 3 est un terme de normalisation.

- Pour la composante Teinte :

Si ($V > B$) :

$$T = \arccos \left(\frac{\frac{1}{2}((R - V) + (R - B))}{\sqrt{(R - V)^2 + (R - B)(V - B)}} \right) \quad (3.7)$$

Si ($V < B$) :

$$T = 2\pi - \arccos \left(\frac{\frac{1}{2}((R - V) + (R - B))}{\sqrt{(R - V)^2 + (R - B)(V - B)}} \right) \quad (3.8)$$

- Pour la composante Saturation :

$$S = 1 - \frac{\min(R, V, B)}{L} \quad (3.9)$$

Le système LTS est présenté sur la figure 3. 12.

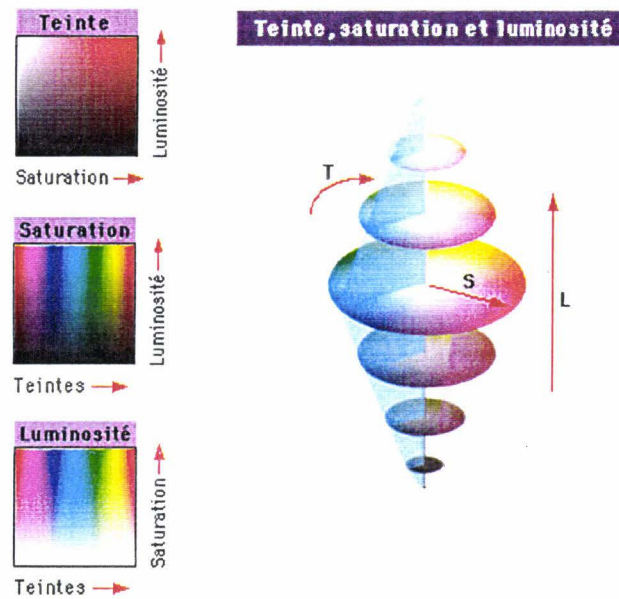


Figure 3. 12 : Représentation du système LTS. Les trois schémas montrent les variations de deux paramètres, quand le troisième paramètre reste constant [Nicole 97].

Sur cette figure:

- l'axe vertical représente la luminance,
- la saturation d'une couleur est mesurée par la distance qui sépare l'axe de luminance du point qui représente cette couleur,
- la teinte est mesurée par la position angulaire du point qui représente cette couleur.

3.8.4 Le système YIQ

Le système YIQ est obtenu par une transformation linéaire des composantes trichromatiques R,V et B.

Le système YIQ est utilisé pour la norme américaine de télévision NTSC (National Television Standard Committee). Il est obtenu à l'aide des composantes R, V et B par la matrice de passage suivante:

$$\begin{pmatrix} Y \\ I \\ Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,299 & 0,587 & 0,114 \\ 0,596 & -0,273 & -0,322 \\ 0,212 & -0,522 & 0,315 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ V \\ B \end{pmatrix} \quad (3.10)$$

3.8.5 Le système I1I2I3

Ohta [Ohta 80] a obtenu le système I1I2I3 par la transformation de l'espace RVB en utilisant la méthode de Karhunen-Loewe sur un ensemble de huit images de référence qu'il considère comme représentatives de la majorité des images à traiter. A partir des composantes RVB, il recherche le système le plus discriminant pour les images traitées en effectuant une analyse en composantes principales. Cet espace est obtenu par la transformation linéaire de l'espace RVB définie par:

$$\begin{cases} I_1 = \frac{(R+V+B)}{3} \\ I_2 = \frac{(R-B)}{2} \\ I_3 = \frac{(2V-R-B)}{4} \end{cases} \quad (3.11)$$

Cet espace est souvent utilisé pour segmenter les image couleur [Carron 95].

3.8.6 Le système AC1C2

Le système AC1C2 a été proposé par Chassery [Chassery 84] en vue d'un segmentation d'images cytologiques en couleur. Il est basé sur la perception humaine de la couleur et résulte d'une combinaison d'une transformation logarithmique des trois composantes trichromatiques R, V et B. Le résultat fournit un modèle permettant de séparer les informations chromatique et achromatique. La composante achromatique, notée A, et les deux composantes chromatiques C1 et C2 sont définies telles que :

$$\begin{cases} A = \frac{1}{3}(\log R + \log V + \log B) \\ C_1 = \frac{\sqrt{3}}{2}(\log R - \log V) \\ C_2 = \log B - \frac{1}{2}(\log R + \log V) \end{cases} \quad (3.12)$$

C1 mesure une opposition Rouge-Vert et C2 une opposition Jaune-Bleu.

3.8.7 Les systèmes $U^*V^*W^*$, $L^*u^*v^*$ et $L^*a^*b^*$

Nous avons présenté dans les paragraphes précédents plusieurs systèmes de représentation de la couleur qui ne sont pas conçus pour mesurer des écarts entre des couleurs. En effet les systèmes présentés précédemment ne sont pas uniformes: un même écart chromatique entre deux couleurs, calculé selon la distance euclidienne séparant les points représentatifs dans ces systèmes, ne représente pas la même différence colorimétrique perceptuelle.

Wright et McAdam ont réalisé des expériences visant à évaluer des écarts colorimétriques [McAdam 85]. Ils ont utilisé la notion de couleur juste perceptible qui leur ont permis d'obtenir un ensemble de segments joignant deux couleurs dont la différence est "juste perceptible". Suite aux travaux de Wright et de McAdam, plusieurs espaces de représentation de la couleur ont été définis afin qu'ils soient en accord avec la métrique intrinsèque de l'être humain. Ainsi, on peut mesurer des écarts de couleur par des procédés simples connus, par exemple, l'évaluation d'une distance euclidienne.

La plupart de ces travaux consistent à transformer l'espace CIE-XYZ en un espace "uniforme" par des transformations plus ou moins complexes. Nous n'aborderons que les espaces les plus utilisés, mais il faut savoir qu'aucun d'entre eux n'offre une uniformité parfaite.

3.8.7.1 Le système CIE 1964 (U^*,V^*,W^*)

En 1964, la CIE a défini des espaces perceptuellement uniformes, dans lesquels il est possible de déterminer un écart colorimétrique global: la métrique euclidienne permet de quantifier les différences de couleur perçues. Il s'agit de l'espace (U^*,V^*,W^*) défini par :

$$\begin{cases} U^* = 13 W^* (u - u_0) \\ V^* = 13 W^* (v - v_0) \\ W^* = 25 \sqrt[3]{Y - 17} \end{cases} \quad (3.13)$$

avec :

$$\begin{cases} u = \frac{4x}{-2x+12y+3} = \frac{4X}{X+15Y+3Z} \\ v = \frac{6x}{-2x+12y+3} = \frac{6Y}{X+15Y+3Z} \end{cases} \quad (3.14)$$

où $u_0 = 0,199$, $v_0 = 0,308$, et où X_0 , Y_0 , Z_0 sont les coordonnées du blanc de référence [Luong 91].

La composante W^* traduit l'information de la luminance, la chromaticité étant décrite par les deux autres coordonnées.

L'écart entre deux couleurs est défini par l'écart colorimétrique $\Delta E_{CIE1964} = \sqrt{\Delta u^2 + \Delta v^2 + \Delta w^2}$.

Toutefois, cet espace a eu peu de succès et deux autres systèmes ont été définis par la C.I.E. en 1976. Il s'agit de CIE-Luv ($L^*u^*v^*$) et de CIE-Lab ($L^*a^*b^*$).

3.8.7.2 Le système CIE 1976 (L^*,u^*,v^*) ou CIE-Luv

Le système (L^*,u^*,v^*) est une modification de l'espace CIE (U^*,V^*,W^*) de 1964. Il est obtenu grâce aux formules suivantes:

- Si $\frac{Y}{Y_0} > 0,008856$:

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{1/3} - 16 \quad (3.15)$$

- Si $\frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856$:

$$L^* = 903,3 \left(\frac{Y}{Y_0} \right) \quad (3.16)$$

- Les valeurs de u^* et de v^* sont :

$$\begin{cases} u^* = 13 L^* (u - u_0) \\ v^* = 13 L^* (v - v_0) \end{cases} \quad (3.17)$$

avec les mêmes valeurs de u, v, u_0, v_0 que pour le système $U^*V^*W^*$.

L'écart colorimétrique global est défini par l'équation suivante:

$$\Delta E^*_{uv} = \sqrt{\Delta L^2 + \Delta u^2 + \Delta v^2} \quad (3.18)$$

3.8.7.3 Le système CIE 1976 (L^*, a^*, b^*) ou CIE-Lab

Ce système résulte des travaux d'Adams-Nickerson. Il permet de classer photométriquement les couleurs en utilisant un atlas (cf. figure 3.13) [Carron 95] [Nicole 97].

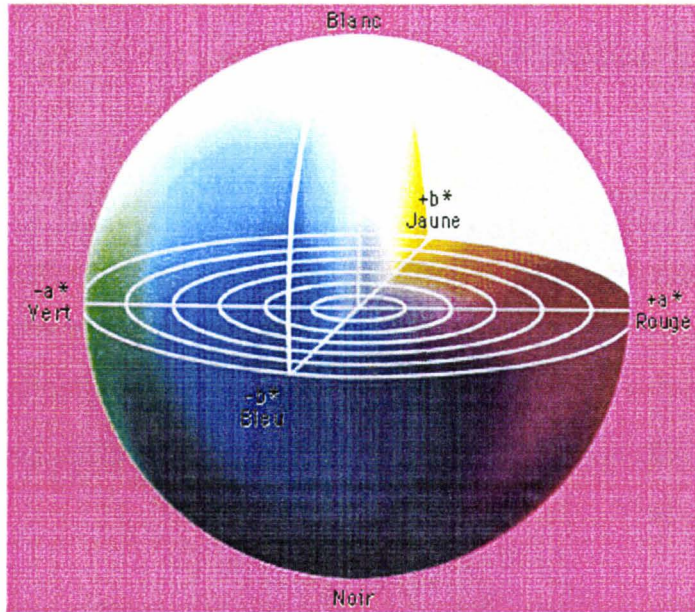


Figure 3.13: Système $L^*a^*b^*$.

C'est un espace approximativement uniforme obtenu à l'aide des formules suivantes, à partir des trois primaires imaginaires de référence XYZ:

- Si $\frac{Y}{Y_0} > 0,008856$:

$$L^* = 116 \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} - 16 \quad (3.19)$$

- Si $\frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856$:

$$L^* = 903,3 \left(\frac{Y}{Y_0} \right). \quad (3.20)$$

- Les valeurs de a^* et b^* sont :

$$\begin{cases} a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right] \\ b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right] \end{cases} \quad (3.21)$$

où la fonction $f(\bullet)$ est définie comme :

$$\text{- Si } \frac{Y}{Y_0} > 0,008856 :$$

$$f(U) = U^{1/3} \quad (3.22)$$

$$\text{- Si } \frac{Y}{Y_0} \leq 0,008856 :$$

$$f(U) = 7,787U + \frac{16}{116} \quad (3.23)$$

Les axes du repère (L, a, b) sont orthogonaux. La valeur L représente la position du point qui représente la couleur sur l'axe de luminosité, la valeur a représente la position du point sur l'axe rouge/vert et la valeur de b sur l'axe bleu/jaune. La différence ΔE_{ab} entre deux stimulus de couleur est calculée comme la distance euclidienne entre les points les représentant dans cet espace:

$$\Delta E_{ab} = \sqrt{\Delta L^2 + \Delta a^2 + \Delta b^2} \quad (3.24)$$

En 1994, la C.I.E. a défini un nouvel écart colorimétrique dans l'espace (L,a,b):

$$\Delta E_{94} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L}{k_s S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C_{ab}}{k_c S_c}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H_{ab}}{k_h S_H}\right)^2} \quad (3.25)$$

avec $S_L = 1$, $S_c = 1 + 0.045 C_{ab}$, $S_H = 1 + 0.015 C_{ab}$ où C_{ab} est la chromaticité des deux couleurs composées:

$$C_{ab} = \sqrt{a^2 + b^2} \quad (3.26)$$

$$\Delta H = \sqrt{(\Delta E_{ab})^2 + \Delta L^2 - \Delta C_{ab}^2} \quad (3.27)$$

3.9 QUELQUES APPLICATIONS DE L'ANALYSE D'IMAGES COULEUR

Pour terminer ce chapitre général sur la couleur, il nous semble intéressant de présenter quelques applications qui exploitent l'information couleur. Ces applications sont moins nombreuses que celles qui utilisent uniquement la luminance. Ceci s'explique par deux raisons principales. La première est une raison technique: une image couleur contient trois fois plus d'informations qu'une image luminance de même taille. Ainsi, il y a trois fois plus d'informations à traiter, ce qui peut être rédhibitoire pour une application en temps réel. La deuxième raison est économique: les caméras couleur de bonne qualité sont beaucoup plus chères que les caméras monochromes.

Nous divisons les applications en deux domaines: le domaine industriel et le domaine biomédical qui nous intéresse plus particulièrement.

3.9.1 Domaine industriel

Liang [Liang 87] applique la méthode proposée par Claramont [Claramont 84] pour identifier automatiquement la valeur des condensateurs par analyse du code des couleurs. Cette approche consiste à représenter dans l'espace XYZ le nuage de points dont les coordonnées sont les composantes XYZ des pixels. Cet espace tridimensionnel est divisé en cellules tridimensionnelles, chaque cellule devant représenter une classe de pixels. Chaque cellule tridimensionnelle est représentée par trois intervalles de valeurs sur les composantes X, Y et Z. Les bornes des intervalles correspondant à une cellule sont déterminées par l'analyse automatique des histogrammes de chaque composante.

Coutance [Coutance 91] propose une méthode de segmentation d'images dans l'espace RVB normalisé par "séparations/fusions" avec un critère d'homogénéité des régions fondé sur la chrominance. Cette méthode consiste à diviser récursivement l'image en régions de plus en plus petites tant qu'un critère de division est respecté. Puis, quand l'image est divisée, on fusionne les régions voisines qui satisfont un critère d'uniformité. Cette approche fournit une segmentation grossière de l'image car les régions ainsi reconstruites sont de forme polyédrique [Trémeau 97]. Coutance l'applique pour segmenter des images stéréoscopiques utilisées pour diriger un robot.

Lozano [Lozano 98] propose une méthode originale de segmentation "d'images textile" en régions homogènes en utilisant une approche hybride exploitant à la fois les avantages apportés par une « pyramide gaussienne couleur » et les fonctionnalités du graphe d'adjacence. La couleur de chaque pixel est codée dans le système CIE-Lab. Il appelle cette nouvelle approche "graphe d'adjacence pyramidal". La construction d'une pyramide gaussienne couleur consiste en deux étapes: une étape de convolution gaussienne qui se traduit par un mélange de couleurs et une étape de sous-échantillonnage. La structure de graphe d'adjacence de régions est une structure de graphe particulière utilisée en traitement d'images. Elle permet, à partir d'une image composée de régions, réduites à un pixel ou non, de disposer de relations de voisinage qui facilitent l'exploitation de l'image traitée.

Rabatel [Rabatel 88] propose de localiser automatiquement des fruits à partir de l'analyse des composantes rouge et verte présentes dans les images couleur. Pour cela, il définit la couleur des fruits dans les images par apprentissage. Cela lui permet de définir un vecteur couleur de référence. Il classe les pixels représentant les fruits de couleurs semblables par comparaison avec ce vecteur de référence.

Bagdassarian [Bagdassarian 95] applique des méthodes classiques de classification automatique à la segmentation d'images RVB de routes afin de reconnaître des panneaux de signalisation routière.

Adel [Adel 94] propose un système de détection automatique de défauts sur les plaques d'okoumé par analyse d'images couleur. Il évalue expérimentalement la faisabilité de la détection de défauts dans différents systèmes de représentation et en déduit que le système $I_1I_2I_3$ est le système dans lequel les défauts de bois sont le mieux mis en évidence. L'image représentant la plaque de bois est divisée en fenêtres adjacentes de même taille. Il évalue une mesure d'énergie de texture sur chaque fenêtre, dans le système $I_1I_2I_3$, pour déterminer quelles sont les fenêtres qui contiennent un défaut d'aspect.

Lefrère [Lefrère 93] propose un ensemble de modules pour l'analyse automatique d'images RVB issues de la scannérisation de cartes topologiques. Il effectue d'abord un prétraitement couleur basé sur une classification des différentes couleurs de la carte en un jeu réduit de couleurs possibles. Il obtient alors quatre plans correspondant aux quatre planches verte, bleue, rouge et noire qui ont servi à l'impression des cartes. Trois autres modules de reconnaissance de formes sont ensuite proposés afin d'extraire et de structurer les différents

éléments constituant le document cartographique tels que les objets surfaciques (forêts, plans d'eau etc. ...), les objets linéaires (routes, fleuves, etc. ...) et les informations textuelles.

Ultré [Ultré 96] segmente des images RVB de mosaïques afin de pouvoir distinguer automatiquement chaque pièce. Son approche se décompose en plusieurs étapes successives:

- Suppression dans l'image des "pixels de transition" entre les régions blanches et les régions de couleur différente. Ces pixels de transition sont détectés par une méthode de relaxation.
- Suppression par seuillage adaptatif des pixels achromes, qui sont, soit des pixels à saturation faible, soit des pixels noirs à luminance faible.
- Classification dans le système RVB normalisé des pixels colorés qui restent dans l'image en utilisant une procédure de classification interactive de données multidimensionnelles [Esson 93]. Les pixels des mosaïques sont ainsi assignés à 6 classes (pixels colorés rouge, vert, bleu normalisés, noirs, blancs, et les pixels de transition).
- Reconstruction des régions par analyse de connexité.

Vandenbroucke [Vandenbroucke 98] propose une méthode de suivi de joueurs d'un match de football par analyse d'images successives couleur. Dans un premier temps, il classe, pour chaque image, les pixels représentant les joueurs selon l'équipe à laquelle ils appartiennent. Les pixels ainsi classés forment des régions dont les contours permettent de mettre en place un contour actif. Ainsi, chaque joueur en mouvement est modélisé par un contour actif mis à jour au fil de l'analyse des images successives. L'une des originalités de ce travail est la recherche d'un espace couleur adapté à la classification des pixels pour une séquence d'images d'un match précis. Cette recherche est effectuée de façon supervisée par l'analyse colorimétrique dans l'image de la tenue des joueurs.

3.9.2 Domaine du génie biomédical

Chassery [Chassery 84] propose un algorithme de segmentation d'images couleur de cellules vivantes, par fusion itérative en régions de pixels ayant des caractéristiques

colorimétriques semblables. Afin de segmenter les images, la couleur des pixels est codée dans le système AC1C2 que Chassery a conçu. L'algorithme est fondé, premièrement, sur le calcul d'une distance de couleurs entre la couleur représentative d'une région à faire croître et la couleur des pixels voisins qui ne sont pas affectés à cette région, et deuxièmement, sur un critère de la forme convexe des régions. En effet, Chassery prend pour hypothèse que les cellules à retrouver forment des régions convexes.

Taouil [Taouil 95] a réalisé un outil informatique d'aide au diagnostic de mélanomes malins, en utilisant le traitement d'images couleur. Le mélanome malin est un cancer de la peau, et se présente comme une tumeur cutanée pouvant entraîner la mort. Les images traitées sont soit des images couleur scannées à partir de diapositives, soit des images numérisées acquises avec une caméra numérique tri-CCD. La méthode de segmentation est une coopération entre la détection de contours et la reconstruction de régions homogènes. Un prétraitement est effectué pour gommer les effets des conditions variables et non standardisées d'acquisition des images photographiques. Ensuite, Taouil effectue une segmentation grossière de l'image en trois types de régions: les régions lésionnelles, les régions de transition et les régions de peau saine. Pour cela, il sélectionne de façon interactive dans des images des régions lésionnelles et des régions de peau saine, permettant alors de définir 2 classes de pixels. Taouil considère que la couleur d'un pixel est codée selon N composantes colorimétriques issues de différents systèmes de représentation de la couleur, ainsi la couleur d'un pixel sera représenté par un point dans un espace à N dimensions. Il en déduit une variable de séparation Z , décrite par une fonction linéaire des N composantes, qui permet de discriminer au mieux les 2 classes en présence. A partir de la maximisation de l'entropie de l'image en niveaux de gris à analyser codée avec la variable Z , il détermine un seuil haut et un seuil bas pour dissocier les pixels de la lésion des pixels de la peau saine. Il détecte enfin le contour qui se situe dans les régions de transition et qui sépare la lésion de cette peau saine pour évaluer la gravité du mélanome.

Herbin [Herbin 89] propose une méthode automatique de détection de lésions psoriasiques par une segmentation d'images couleur. Le psoriasis est une maladie qui se manifeste par des lésions de la peau. Il existe trois zones: une zone saine, une zone plus rouge appelée zone erythémateuse et une zone blanchâtre appelée zone squameuse. Herbin propose de caractériser les couleurs de la zone erythémateuse et de la zone squameuse avec les deux composantes Teinte et Saturation. La segmentation se décompose ensuite en trois étapes. La

première consiste à calculer les variations locales de la teinte et de la saturation d'une zone d'intérêt pour classer les pixels de cette zone. La deuxième étape permet de calculer des fonctions de vraisemblance pour les trois zones afin de déterminer la zone saine. Enfin, la dernière étape consiste à utiliser des opérations morphologiques pour supprimer des artefacts.

3.10 CONCLUSION

Nous avons présenté, dans ce chapitre, quelques notions sur la perception humaine de la couleur et les systèmes de représentation de la couleur les plus souvent utilisés en analyse d'images.

Pour établir quelques conclusions sur les systèmes de représentation, nous insisterons sur les trois points suivants:

- L'espace (R, V, B) reste l'espace le plus utilisé pour le traitement d'images numériques, dans la mesure où son codage est simple.
- L'espace (X, Y, Z) est l'espace de référence pour tout ce qui touche à l'acquisition et au rendu des couleurs.
- L'espace (L, a, b) est actuellement le meilleur pour mesurer les écarts entre deux couleurs, dans les conditions préconisées par la C.I.E.

Notre travail consiste à développer une méthode de détection automatique des repères anatomiques dans les images de fond d'œil pour localiser les lésions rétiniennes à C.M.V. Pour cela, nous nous basons en partie sur les contours des vaisseaux qui sont détectés par une évaluation des variations locales de la couleur. Cette analyse des variations locales de la couleur peut être effectuée dans différents systèmes de représentation. Le prochain chapitre aura pour but de présenter notre algorithme de détection de contours et de déterminer quels sont les systèmes de représentation qui permettent une détection satisfaisante des contours des vaisseaux rétiniens.

Chapitre 4

Détection de contours couleur des vaisseaux rétinien

Sommaire

4.1 Introduction

4.2 Détection de contours couleur

4.3 Implantation de la détection des contours par gradients vectoriels

4.4 Détection des contours des vaisseaux rétinien

4.5 Conclusion

4.1 INTRODUCTION

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes existantes de segmentation utilisables pour détecter des repères anatomiques dans différents types d'images angiographiques.

L'injection d'un produit de contraste au patient permet d'effectuer une soustraction entre une image angiographique acquise avant l'injection et une après. La plupart de ces méthodes tire parti de ce type d'images angiographiques soustraites qui présentent un rapport signal sur bruit élevé. Ainsi, les vaisseaux rétinien dans ce type d'images sont particulièrement bien mis en évidence.

L'évaluation colorimétrique des lésions par angiorétinographie interdit l'injection d'un produit de contraste au patient. Ainsi, nous devons proposer une méthode qui analyse les images couleur de fond d'oeil brutes.

Afin de reconstruire les vaisseaux, nous proposons une approche différente de celles qui ont été présentées dans le chapitre 2. La procédure que nous proposons est un suivi récursif des contours couleur des vaisseaux rétinien fondé sur une coopération entre les

contours et la région qui représente le corps des vaisseaux. Elle se décompose en deux étapes. La première consiste à appliquer un prétraitement de bas-niveau sur les images de fond d'oeil couleur afin d'obtenir des images binaires des contours. Les contours ainsi détectés sont alors filtrés de telle sorte que les bords des vaisseaux rétiniens soient représentés par des contours mono-pixels. La deuxième étape consiste en la reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux rétiniens grâce au suivi récursif des contours détectés. Ce chapitre présente la première étape de notre algorithme. Le chapitre 5 présentera la seconde étape.

Dans ce chapitre, nous présentons, dans un premier temps, les différentes méthodes existantes de détection de contours couleur. Ces méthodes sont applicables quel que soit le système de représentation de la couleur. Toutefois, la qualité des contours détectés peut être différente selon le système utilisé. Aussi, dans un deuxième temps, nous proposons d'évaluer expérimentalement la qualité de la localisation des contours détectés des vaisseaux rétiniens en utilisant différents systèmes colorimétriques, afin de déterminer ceux qui sont les mieux adaptés à notre application.

4.2 DÉTECTION DE CONTOURS COULEUR

Dans le domaine de l'analyse d'images en niveaux de gris, la définition d'un contour choisie par la plupart des chercheurs est une variation locale de l'intensité entre deux régions homogènes voisines. Par conséquent, la détection de ces variations peut être obtenue par des méthodes faisant appel au calcul des dérivées de la fonction représentant l'intensité.

La détection des discontinuités de la luminance n'est pas toujours suffisante pour déterminer les contours des objets. Ainsi, une image en niveaux de gris avec un objet de teinte différente de celle du fond mais de luminance voisine fournit une image gradient très difficilement exploitable. La mesure des variations locales de la couleur permet, dans ce cas, d'obtenir des contours significatifs.

La détection des contours couleur consiste à analyser les discontinuités locales sur les différentes composantes colorimétriques. Alshatti [Alshatti 95] et Koschan [Koschan 95] ont mené des études comparatives entre la détection des contours en niveaux de gris et en couleur. Ils évaluent quantitativement une amélioration de l'ordre de 10% des performances obtenues en utilisant une approche couleur, plus riche en information que les niveaux de gris.

Il existe trois familles d'opérateurs pour la détection de contours couleur:

- l'utilisation des gradients marginaux consiste à analyser, de façon indépendante, les dérivées premières des trois composantes chromatiques de l'image couleur, puis à fusionner les trois résultats pour obtenir une image gradient couleur. La détection des contours passe par la recherche des maximums locaux de l'image gradient obtenue.
- les gradients vectoriels sont des applications du principe de dérivation dans un champ vectoriel. Ils maximisent un critère de distance évalué dans l'espace tridimensionnel des trois composantes. Ces méthodes fournissent une image de module du gradient et une image de direction du gradient. Les contours sont détectés par la détermination des maximums locaux du module selon la direction du gradient.
- la dérivée seconde directionnelle est la base d'un calcul vectoriel de laplacien. Les contours sont déterminés par les passages à zéro des valeurs d'une telle dérivée.

4.2.1 Les gradients marginaux

Les gradients marginaux sont définis comme le résultat de la combinaison des gradients obtenus sur chaque composante de manière indépendante par des méthodes utilisées pour les images en niveaux de gris. Deux types de combinaisons sont envisagés.

4.2.1.1 Somme vectorielle

Une première solution consiste à effectuer une somme vectorielle des trois images gradient.

Une image couleur est décomposée selon trois composantes C_i ($i = 1..3$) dans le système de représentation concerné. Par exemple, dans le cas d'une décomposition selon le système RVB, $C_1 = R$, $C_2 = V$, $C_3 = B$.

Soit $\vec{G}_i(x, y) = \begin{pmatrix} G_i^x \\ G_i^y \end{pmatrix}$ le vecteur gradient au pixel P(x,y) de coordonnées (x,y), calculé

pour la composante C_i ($i = 1..3$). Le gradient marginal $\vec{G}_M(x, y)$ est alors:

$$\vec{G}_M(x, y) = \begin{pmatrix} G_M^x \\ G_M^y \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^3 \vec{G}_i(x, y) \quad (4.1)$$

Cette solution n'est pas satisfaisante car le gradient est nul dans le cas où deux vecteurs gradients de même module présentent des directions opposées. Dans ce cas, bien qu'il y ait une discontinuité locale, le contour ne sera pas détecté, ce qui atténue considérablement l'efficacité d'une méthode de détection des contours fondée sur l'évaluation du gradient marginal.

4.2.1.2 Distance euclidienne

Pour résoudre le problème évoqué ci-dessus, une solution consiste à utiliser la distance euclidienne pour évaluer les deux coordonnées du gradient G_M^x et G_M^y . Avec les mêmes notations que précédemment:

$$\begin{cases} G_M^x(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 [G_i^x(x, y)]^2} \\ G_M^y(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 [G_i^y(x, y)]^2} \end{cases} \quad (4.2)$$

Le module du gradient marginal G_M est alors:

$$\|\vec{G}_M(x, y)\| = \sqrt{[G_M^x(x, y)]^2 + [G_M^y(x, y)]^2} \quad (4.3)$$

Sa direction est:

$$\theta = \arctan \frac{G_M^y(x, y)}{G_M^x(x, y)} \quad (4.4)$$

Les deux modules G_M^x et G_M^y étant positifs, cette direction est seulement définie dans l'intervalle $[0, \frac{\pi}{2}]$.

Cette solution résoud le problème critique cité plus haut sur la nullité du gradient dans le cas où deux gradients relatifs à deux composantes ont mêmes modules mais sont de directions opposées.

Toutefois, aucune de ces solutions n'est satisfaisante car elles ne tiennent pas compte de la nature vectorielle de l'image couleur elle-même. C'est la caractéristique des gradients vectoriels.

4.2.2 Les gradients vectoriels

Le principe du gradient vectoriel repose essentiellement sur la maximisation d'un critère de distance mesurée selon la distance euclidienne.

Soit le pixel $P(x,y)$ et soit $P(x+\epsilon\cos\theta, y+\epsilon\sin\theta)$ un pixel voisin de $P(x,y)$, où θ est un angle compris entre 0 et 2π et ϵ une valeur réelle. Les composantes chromatiques des deux pixels sont représentées par deux vecteurs $\vec{V}(x,y)$ et $\vec{V}_{\epsilon,\theta}(x,y)$ dans l'espace tridimensionnel formé par les trois composantes C_1 , C_2 , et C_3 (cf. figure 4. 1).

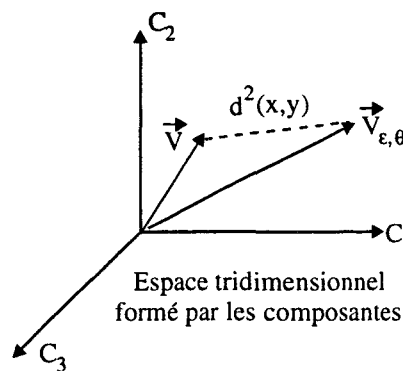


Figure 4.1: Distance $d^2(x,y)$ représentant la variation de couleur entre deux pixels dans une image couleur.

La distance euclidienne $d^2(x,y)$ caractérise la variation de couleur entre les deux pixels dans cet espace tridimensionnel. L'évaluation du gradient au pixel $P(x,y)$ par une méthode de gradient vectoriel consiste à trouver le pixel voisin $P(x+\epsilon\cos\theta, y+\epsilon\sin\theta)$ pour lequel la distance $d^2(x,y)$ est maximum.

Les méthodes de calcul du gradient vectoriel diffèrent sur la manière d'évaluer cette distance, mais elles conduisent toutes au même résultat [Alshatti 94]. Nous présentons ces différentes méthodes dans les paragraphes suivants.

4.2.2.1 Méthode de Di Zenzo

Di Zenzo [Di Zenzo 86] recherche la variation de couleur maximale dans le voisinage d'un pixel. Il définit la direction du gradient comme la direction dans laquelle la variation est la plus grande. Le module du gradient est alors la norme de cette variation.

Soit $d^2(x,y)$ une variation élémentaire des composantes trichromatiques à maximiser en un pixel de coordonnées (x, y) définie par :

$$d^2(x, y) = g_{11}dx^2 + 2g_{12}dxdy + g_{22}dy^2 \quad (4.5)$$

g_{ij} est un tenseur symétrique associé à la base définie par deux vecteurs $\overrightarrow{F_1}$ et $\overrightarrow{F_2}$ tels que :

$$\begin{aligned} \overrightarrow{F_1}^T &= \left[\frac{\partial C_1}{\partial x}, \frac{\partial C_2}{\partial x}, \frac{\partial C_3}{\partial x} \right] \\ \overrightarrow{F_2}^T &= \left[\frac{\partial C_1}{\partial y}, \frac{\partial C_2}{\partial y}, \frac{\partial C_3}{\partial y} \right] \end{aligned} \quad (4.6)$$

$\overrightarrow{F_1}$ et $\overrightarrow{F_2}$ sont les vecteurs des dérivées premières des trois composantes C_1 , C_2 et C_3 par rapport à x et à y . Les éléments du tenseur g_{ij} peuvent être calculés par le produit scalaire suivant :

$$g_{ij} = \overrightarrow{F_i} \cdot \overrightarrow{F_j} \quad (4.7)$$

avec $i, j = 1, 2$.

En supposant que le gradient vectoriel en $P(x,y)$ est calculé selon la direction θ , l'expression $d^2(x,y)$ devient une fonction $F(\theta)$.

Le problème est alors de trouver la valeur de l'angle θ qui maximise la fonction $F(\theta)$ telle que :

$$F(\theta) = g_{11} \cos^2 \theta + 2g_{12} \cos \theta \sin \theta + g_{22} \sin^2 \theta \quad (4.8)$$

Par simplification, on obtient:

$$F(\theta) = \frac{I}{2} [p + q + (p - q) \cos 2\theta + 2t \sin 2\theta] \quad (4.9)$$

avec:

$$\begin{aligned} p &= \overrightarrow{F_1} \cdot \overrightarrow{F_1} = \|f_1\|^2 = \left(\frac{\partial C_1}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial C_2}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial C_3}{\partial x} \right)^2 \\ q &= \overrightarrow{F_2} \cdot \overrightarrow{F_2} = \|f_2\|^2 = \left(\frac{\partial C_1}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial C_2}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial C_3}{\partial y} \right)^2 \\ t &= \overrightarrow{F_1} \times \overrightarrow{F_2} = \frac{\partial C_1}{\partial x} \frac{\partial C_1}{\partial y} + \frac{\partial C_2}{\partial x} \frac{\partial C_2}{\partial y} + \frac{\partial C_3}{\partial x} \frac{\partial C_3}{\partial y} \end{aligned} \quad (4.10)$$

La valeur de θ_0 qui maximise $F(\theta)$ est donnée par l'équation suivante :

$$\theta_0 = \frac{I}{2} \arctg \frac{2t}{p - q}$$

L'angle θ_0 est défini à π près. Le module du gradient est égal à $\sqrt{F(\theta_0)}$. Des indéterminations apparaissent lorsque $p=q$ et $t=0$.

4.2.2.2 Méthode de Novak- Shafer

Novak et Shafer [Novak 87] calculent le critère de distance à partir d'une matrice jacobienne:

$$J^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial C_1}{\partial y} & \frac{\partial C_2}{\partial y} & \frac{\partial C_3}{\partial y} \\ \frac{\partial C_1}{\partial x} & \frac{\partial C_2}{\partial x} & \frac{\partial C_3}{\partial x} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

La variation élémentaire à maximiser, notée $d^2(x,y)$, est exprimée par :

$$d^2(x, y) = U^T J^T J U \quad (4.12)$$

avec $U^T = [\sin \theta, \cos \theta]$. L'angle θ correspond à la direction selon laquelle la variation maximale de couleur est recherchée.

La fonction $F(\theta)$ à maximiser est identique à celle de Di Zenzo :

$$F(\theta) = \frac{1}{2} [p + q + (p - q) \cos 2\theta + 2t \sin 2\theta] \quad (4.13)$$

Les problèmes liés à cette méthode sont les mêmes que ceux rencontrés dans la méthode de Di Zenzo.

4.2.2.3 La méthode de Lee et Cok.

Cette méthode permet d'obtenir plus rapidement et plus simplement le gradient vectoriel. Lee et Cok [Lee 91] utilisent les mêmes variations élémentaires $d^2(x,y)$ et la même matrice jacobienne J que Novak et Shafer. Ils recherchent les valeurs et les vecteurs propres de J qui maximisent la variation élémentaire $d^2(x,y)$. La plus grande valeur propre λ représente le carré du gradient, et le vecteur propre associé correspond à la direction du gradient (les variables U, p, q, t, λ correspondent aux mêmes variables que celles définies par Di Zenzo et Novak).

$$\begin{aligned} d^2(x, y) &= U^T D^T U \\ J &= D^T D = \begin{bmatrix} p & t \\ t & q \end{bmatrix} \\ \lambda &= \frac{1}{2} \left[p + q + \sqrt{(p + q)^2 - 4(pq - t^2)} \right] \end{aligned} \quad (4.14)$$

Les coordonnées du vecteur propre donnant la direction du gradient sont $[t, \lambda - p]^T$. Dans le cas où $t=0$ et $\lambda=p$, la direction est donnée par le vecteur $[p-q, 0]^T$. La valeur de l'angle du gradient est toujours définie à π près.

4.2.3 La dérivée seconde directionnelle

Le principe de la détection des contours fondée sur le calcul de la dérivée seconde directionnelle repose sur le fait que le module de la dérivée seconde s'annule au niveau des pixels contours.

[Cumani 91] [Alshatti 94] proposent une méthode de détection de contours fondée sur l'analyse de la dérivée seconde directionnelle qui se décompose en deux étapes :

- calcul de la dérivée seconde directionnelle selon la direction du gradient obtenue par la méthode de Di Zenzo,
- détection des contours par le passage par zéro de cette dérivée seconde directionnelle.

Le principe de calcul de la dérivée seconde directionnelle consiste à calculer la dérivée première du module carré du gradient obtenu par la méthode de Di Zenzo dans la direction du gradient. Supposons que la direction du gradient soit définie par un vecteur unitaire $\vec{V} = \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix}$.

Le module carré de ce gradient $d^2(x,y)$ est :

$$d^2(x,y) = p v_x^2 + q v_y^2 + t v_x v_y \quad (4.15)$$

avec p , q et t définis par les équations données en (4.10).

La dérivée seconde directionnelle (dsd) a donc pour expression:

$$dsd(x,y) = \frac{\partial d^2(x,y)}{\partial \vec{V}} \quad (4.16)$$

On montre que cette expression revient à effectuer le produit scalaire entre le vecteur construit à partir des deux dérivées partielles par rapport à x et y et le vecteur $\vec{V}$:

$$dsd(x,y) = \left(\frac{\partial d^2(x,y)}{\partial x} \quad \frac{\partial d^2(x,y)}{\partial y} \right) \cdot \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix} = \frac{\partial d^2(x,y)}{\partial x} v_x + \frac{\partial d^2(x,y)}{\partial y} v_y \quad (4.17)$$

avec:

$$\frac{\partial d^2(x,y)}{\partial x} = \frac{\partial p}{\partial x} v_x^2 + \frac{\partial t}{\partial x} v_x v_y + \frac{\partial q}{\partial x} v_y^2 \quad (4.18)$$

$$\frac{\partial d^2(x,y)}{\partial y} = \frac{\partial p}{\partial y} v_x^2 + \frac{\partial t}{\partial y} v_x v_y + \frac{\partial q}{\partial y} v_y^2 \quad (4.19)$$

En reprenant les définitions données pour p , q et t au §4.2.2.1, les dérivées nécessaires au calcul de la dsd ont pour expression:

$$\frac{\partial p}{\partial x} = 2 \sum_{i=1}^3 \frac{\partial C_i}{\partial x} \cdot \frac{\partial^2 C_i}{\partial x^2} \quad (4.20)$$

$$\frac{\partial p}{\partial y} = 2 \sum_{i=1}^3 \frac{\partial C_i}{\partial x} \cdot \frac{\partial^2 C_i}{\partial x \partial y} \quad (4.21)$$

$$\frac{\partial q}{\partial x} = 2 \sum_{i=1}^3 \frac{\partial C_i}{\partial y} \cdot \frac{\partial^2 C_i}{\partial x \partial y} \quad (4.22)$$

$$\frac{\partial q}{\partial y} = 2 \sum_{i=1}^3 \frac{\partial C_i}{\partial y} \cdot \frac{\partial^2 C_i}{\partial y^2} \quad (4.23)$$

$$\frac{\partial t}{\partial x} = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial^2 C_i}{\partial x^2} \cdot \frac{\partial C_i}{\partial y} + \frac{\partial C_i}{\partial x} \cdot \frac{\partial^2 C_i}{\partial x \partial y} \right) \quad (4.24)$$

$$\frac{\partial t}{\partial y} = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial^2 C_i}{\partial x \partial y} \cdot \frac{\partial C_i}{\partial y} + \frac{\partial C_i}{\partial x} \cdot \frac{\partial^2 C_i}{\partial y^2} \right) \quad (4.25)$$

En développant ce calcul, on montre que:

$$dsd(x, y) = \frac{\partial p}{\partial x} v_x^3 + (2 \frac{\partial t}{\partial x} + \frac{\partial p}{\partial y}) v_x^2 v_y + (2 \frac{\partial t}{\partial y} + \frac{\partial q}{\partial x}) v_x v_y^2 + \frac{\partial q}{\partial y} v_y^3 \quad (4.26)$$

Les contours ainsi obtenus avec les méthodes basées sur la dérivée seconde directionnelle sont plus fins et mieux localisés que ceux obtenus avec les méthodes basées sur le gradient.

Les problèmes rencontrés avec cette méthode sont, d'une part les indéterminations de la direction du gradient évoquées dans l'exposé du calcul du gradient vectoriel de Di Zenzo et, d'autre part, l'amplification du bruit qui résulte des dérivations première et seconde, engendrant ainsi des contours détectés parasites.

4.3 IMPLANTATION DE LA DÉTECTION DES CONTOURS PAR GRADIENTS VECTORIELS

Dans la suite de notre travail, nous avons préféré un calcul de gradient à celui des dérivées secondes directionnelles pour la détection des contours. Ce choix est guidé essentiellement par la trop grande sensibilité aux bruits des dérivées secondes directionnelles.

4.3.1 Calcul des dérivées partielles avec le filtre de Deriche

L'évaluation des gradients vectoriels est fondée sur les dérivées partielles selon x et y des trois composantes trichromatiques de l'image couleur. Il existe de nombreux opérateurs de dérivation. Coutance [Coutance 91] a notamment utilisé le masque de Sobel pour implanter la méthode de Di Zenzo. Pour calculer le gradient dans des images couleur, nous préférons un autre opérateur, fondé sur un filtrage optimal mêlant localisation et détection: l'opérateur de Deriche. Cette approche a déjà été proposée par Chapron [Chapron 92].

4.3.1.1 Filtre dérivateur récursif de Deriche

Ce filtre optimal dont la réponse impulsionnelle continue est:

$$f(x) = -x e^{-\alpha|x|} \quad (4.27)$$

est particulièrement bien adapté à la détection de contours à partir d'images bruitées en niveaux de gris. Le réglage du paramètre α permet de favoriser soit la localisation, soit la détection de contours.

- si α est proche de 0, on privilégie la détection au détriment de la localisation des contours,
- si α est proche de 1, on privilégie la localisation des contours.

Un atout majeur de ce filtre réside dans son implantation récursive après échantillonnage du filtre continu $f(x)$ [Wan 96].

4.3.1.2 Implantation récursive du filtre dérivateur de Deriche

Dans le cas monodimensionnel, la mise en oeuvre récursive d'un filtre de réponse impulsionnelle échantillonnée $f(n)$ est obtenue par l'utilisation de la transformée en z de $f(n)$, notée $F(z)$, qui est donnée par l'équation:

$$F(z) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} f(n)z^{-n} \quad (4.28)$$

Le filtre $f(n)$ peut être considéré comme la somme d'un filtre causal $f^+(n)$ et d'un filtre anti-causal $f^-(n)$, de transformées en z $F^+(z)$ et $F^-(z)$, respectivement, telles que:

$$F(z) = F^+(z) + F^-(z) \quad (4.29)$$

En pratique, le filtre dérivateur de Deriche simplifié et normalisé est un filtre du 2nd ordre de la forme suivante:

$$F^+(z) = \frac{a_1^+ \cdot z^{-1}}{1 - b_1^+ z^{-1} - b_2^+ \cdot z^{-2}} \quad (4.30)$$

$$F^-(z) = \frac{a_1^- \cdot z^{-1}}{1 - b_1^- z^{-1} - b_2^- \cdot z^{-2}} \quad (4.31)$$

avec:

$$a_1^+ = a_1^- = (1 - e^{-\alpha})^2,$$

$$b_1^+ = b_1^- = 2e^{-\alpha},$$

$$b_2^+ = b_2^- = -e^{2\alpha}$$

La réponse $y(n)$ obtenue par convolution du filtre $f(n)$ avec le signal d'entrée $x(n)$, est exprimée par l'équation récursive suivante:

$$y(n) = y^+(n) + y^-(n) \quad (4.32)$$

Dans le cas du filtre de Deriche, on a:

$$y^+(n) = \sum_{k=0}^{L^+} a_k^+ \cdot x(n-k) + \sum_{k=1}^{M^+} b_k^+ \cdot y^+(n-k) \quad (4.33)$$

$$y^-(n) = \sum_{k=0}^{L^-} a_k^- \cdot x(n-k) + \sum_{k=1}^{M^-} b_k^- \cdot y^-(n-k) \quad (4.34)$$

avec $L^+ = L^- = 1$, et $M^+ = M^- = 2$.

L'implantation récursive bidimensionnelle de ce filtre pour évaluer une dérivée partielle se déroule en deux étapes. La dérivée partielle selon x est obtenue en appliquant un filtre lisseur horizontal sur l'image à filtrer suivi du filtre dérivateur de Deriche précédemment

défini dans la direction verticale. Les coefficients du filtre lisseur implanté récursivement sont déduits par intégration du filtre dérivateur continu [Deriche 87], [Deriche 90].

La dérivée partielle selon y est obtenue de manière analogue par échange des filtres lisseur et dérivateur.

4.3.2 Construction de l'image des contours

L'image des contours est une image binaire, obtenue par analyse de l'image gradient où les pixels, dont le module du gradient est élevé, sont supposés représenter les bords des régions.

Nous proposons de construire l'image des contours en deux étapes successives: l'extraction des maximums locaux suivie d'un seuillage par hystérésis.

4.3.2.1 Construction de l'image des maximums locaux

Dans l'image gradient couleur, les bords des objets sont représentés par les pixels dont les intensités sont élevées. Ces bords ont une certaine épaisseur car les variations de couleur entre deux régions homogènes s'étendent généralement sur plusieurs pixels. Nous proposons de construire l'image des maximums locaux des gradients par sélection des pixels dont le module du gradient est localement le plus élevé de telle sorte que les bords des objets représentés par ces maximums locaux soient plus fins que dans l'image gradient.

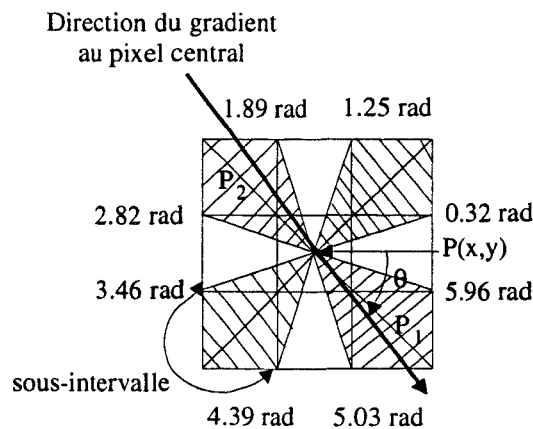


Figure 4. 2: Exemple d'extraction des maximums locaux.

Le principe pour évaluer les maximums locaux consiste à définir un voisinage de taille 3x3 centrée sur chaque pixel de l'image gradient. Soit $P(x,y)$ le pixel courant dont le vecteur gradient est $\vec{G}$ (cf. figure 4. 2).

Le module G du gradient couleur du pixel central est comparé avec G_1 et G_2 , modules des gradients des pixels P_1 et P_2 situés de part et d'autre du pixel central $P(x,y)$ dans la direction du gradient $\vec{G}$. Pour déterminer les pixels P_1 et P_2 , l'intervalle de variation de l'angle de la direction du gradient $\vec{G}$ est divisé en 8 sous-intervalles, chaque sous-intervalle correspondant à une paire de pixels (P_1, P_2). Le pixel $P(x,y)$ est alors considéré comme un maximum local si:

$$G_1 \leq G \quad \text{et} \quad G \geq G_2 \quad (4. 35)$$

Dans le cas contraire, ce pixel n'est pas considéré comme un pixel contour et est éliminé de l'image des maximums locaux.

La figure 4. 2 illustre cette démarche. La direction $\vec{G}$ du gradient en $P(x, y)$ est égale à (-0.87) radians. Ainsi, $\vec{G}$ se trouve dans le sous-intervalle hachuré $[5.03 \text{ rad}, 5.96 \text{ rad}]$, qui correspond à la paire des pixels P_1 de coordonnées $(x-1,y-1)$ et de P_2 de coordonnées $(x+1,y+1)$.

Il est à noter que l'ambiguïté sur la direction du gradient à la valeur de π près n'influe en rien sur la recherche des maximums locaux.

4.3.2.2 Seuillage par hystérésis

L'étape suivante consiste à seuiller l'image des maximums locaux. Nous proposons d'utiliser le seuillage par hystérésis.

Le seuillage par hystérésis, introduit par Canny [Canny 86], permet d'obtenir des contours mieux fermés que ceux obtenus avec un seuillage classique, avec une seule valeur de seuil. Il est basé sur l'utilisation d'un seuil haut et d'un seuil bas, notés S_h et S_b , qu'on applique à l'image des maximums locaux. La méthode consiste à ne retenir que les pixels dont le niveau de gris est supérieur au seuil haut S_h , ainsi que les pixels dont la valeur du maximum local est supérieure à S_b et dont le voisinage 3x3 contient au moins un pixel avec une valeur

de maximum local supérieure à S_h . Le seuillage par hystérésis permet de réduire le nombre de pixels contours isolés. Il réduit également le risque de rupture de connexité des contours.

4.4 DÉTECTION DES CONTOURS DES VAISSEAUX RÉTINIENS

Pour détecter les contours des vaisseaux rétiens dans les images de fond d'oeil couleur, nous effectuons successivement les étapes suivantes:

- Transformation de l'image couleur RVB dans un autre système de représentation de la couleur choisi. Nous proposons, dans le paragraphe suivant, une méthode qui permet de déterminer les systèmes de représentation les mieux adaptés à notre application.
- Calcul du gradient vectoriel selon la méthode de Di Zenzo associé au filtre récursif de Deriche.
- Détection des maximums locaux de l'image gradient à partir de l'image du module gradient et de sa direction.
- Seuillage par hystérésis des maximums locaux de l'image gradient.

4.4.1 Choix des systèmes de représentation de la couleur

Il nous semble intéressant d'étudier l'influence des systèmes de représentation de la couleur sur la détection des contours des vaisseaux rétiens. En effet, il n'est pas sûr que le système de représentation de couleurs primaires RVB soit le mieux adapté.

Certains auteurs ont testé expérimentalement plusieurs systèmes pour déterminer celui qui est le mieux adapté à leur application. Ohta [Ohta 80] est le premier à étudier l'influence des systèmes de représentation sur les résultats d'un algorithme de segmentation spécifique. Il sélectionne une série d'images issues d'applications différentes. Il applique alors son algorithme de segmentation, basé sur une analyse récursive d'histogrammes, aux images dont les couleurs sont représentées dans plusieurs systèmes classiques. Il en conclut que le système $I_1I_2I_3$ est le mieux adapté à son algorithme.

Adel [Adel 94] a également comparé les systèmes colorimétriques pour déterminer celui qui permet de mettre le mieux en évidence des défauts d'aspect sur des plaques de bois.

Vandenbroucke [Vandenbroucke 98] propose une méthode qui, par apprentissage, détermine automatiquement quelles sont les composantes colorimétriques les mieux adaptées à la segmentation d'images couleur spécifiques. Il considère que la segmentation consiste à classer les pixels selon leurs composantes colorimétriques. Ainsi, par apprentissage, il construit les classes de pixels des images à traiter. Grâce à un critère qui permet d'évaluer la dispersion interclasse et la compacité intraclasse, il détermine les composantes colorimétriques pour lesquelles la segmentation donne les meilleurs résultats. Il applique notamment sa méthode à la reconnaissance de joueurs de foot-ball afin de les suivre dans des séquences d'images couleur.

Pour comparer la détection de contours dans les différents systèmes de représentation, nous construisons une série d'images test (de taille 120x160) qui contiennent deux régions. L'une centrale de forme circulaire est formée de pixels appartenant aux corps des vaisseaux, l'autre périphérique est formée de pixels représentatifs de la rétine dépourvue de vaisseaux. A chaque image test est ajouté un bruit blanc gaussien pour simuler le bruit pouvant provenir de la chaîne d'acquisition. Nous transformons l'image bruitée dans un système de représentation et y appliquons l'algorithme décrit dans le paragraphe précédent afin d'obtenir l'image des maximums locaux qui est binarisée grâce à un seuil unique optimisant le critère d'Abdou et Pratt [Abdou 79]. Comme nous connaissons exactement, dans ces images test, la position du contour séparant la région d'aspect analogue à celui du corps du vaisseau de celle représentative du fond de l'oeil, nous sommes capables d'évaluer la qualité des contours détectés grâce au critère d'Abdou et Pratt. Pour chaque système de représentation testé, nous pourrions ainsi évaluer le comportement de notre algorithme de détection de contours en fonction du bruit ajouté.

4.4.1.1 Construction des images test

Une image test est construite à partir d'une image de fond d'oeil couleur en sélectionnant, de manière interactive, un "échantillon du fond", c'est-à-dire une fenêtre de taille quelconque du "fond de l'image" qui ne contient pas de vaisseaux rétiens. Nous

procédons de la même manière avec le corps d'un vaisseau, que nous appelons "échantillon de vaisseau".

Chaque échantillon est ensuite copié autant de fois que nécessaire pour former deux images appelées, "image_fond" et "image_vaisseau", de la même taille qu'un masque (120x160) (cf. figure 4. 3). Ce masque est une image binaire contenant un disque noir sur un fond blanc. Pour construire l'image test, nous recopions "image_vaisseau" dans le disque noir et "image_fond" dans le fond blanc. Ainsi, nous créons artificiellement deux régions, le fond de l'oeil et le vaisseau dont nous connaissons la position des contours. Nous créons ainsi plusieurs images test, avec des combinaisons différentes d'échantillons de fonds d'images et de vaisseaux.

Les contours détectés dans le masque sont les contours idéaux. La forme circulaire du contour à détecter permet de tester la sensibilité de notre algorithme à la direction du gradient du contour.

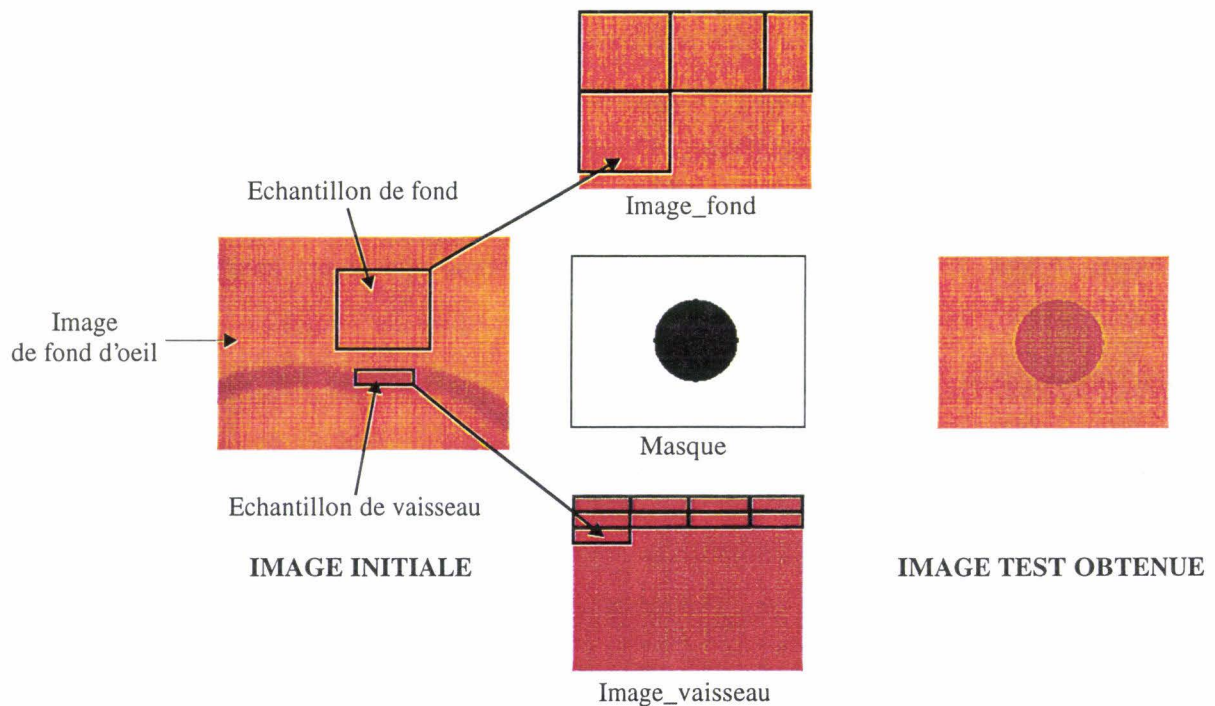


Figure 4. 3: Construction d'une image test, à partir d'un échantillon de fond d'oeil et d'un échantillon de vaisseau.

4.4.1.2 Ajout d'un bruit d'acquisition aux images test

Afin de simuler l'influence du bruit d'acquisition altérant la détection des contours sur des images réelles, des bruits de type gaussien sont générés artificiellement et ajoutés aux composantes R, V et B de chaque image test.

Le modèle de bruit proposé par Carron [Carron 95] dépend d'un paramètre c qui permet d'étudier le comportement des composantes Teinte, Luminance et Saturation du système LTS en fonction de la corrélation du bruit entre les composantes R, V et B de l'image couleur:

$$\begin{cases} B_R = c \cdot B^C + (1-c) \cdot B_R^I \\ B_V = c \cdot B^C + (1-c) \cdot B_V^I \\ B_B = c \cdot B^C + (1-c) \cdot B_B^I \end{cases} \quad (4.36)$$

où B_R , B_V , et B_B sont les bruits sur chaque composante R, V et B de l'image couleur, B^C est un bruit commun à toutes les composantes et B^I un bruit indépendant spécifique à chaque composante.

Le coefficient c est compris entre 0 et 1. Le bruit généré dans l'image est indépendant quand c vaut 0, et il est corrélé entre les composantes R, V et B quand c vaut 1.

Carron conclut sur des images de synthèse que le gradient vectoriel est plus performant que les autres détecteurs de contours testés quand les bruits sont non corrélés, et qu'avec une corrélation moyenne ($c=0,5$), les performances de tous les détecteurs de contours sont voisines.

Pour notre part, par souci de simplification, nous considérons que le bruit issu de la chaîne d'acquisition est non corrélé entre les composantes ($c=0$): les bruits gaussiens sont alors ajoutés de façon indépendante aux composantes R, V et B.

Le rapport signal sur bruit d'une image couleur est défini par [Alshatti 94] [Carron 95]:

$$RSB_{coul} = \frac{h_R^2 + h_V^2 + h_B^2}{3\sigma^2} \quad (4.37)$$

Les expressions h_R , h_V , et h_B représentent les amplitudes des transitions en R, V, et B: c'est la différence de la moyenne des valeurs entre l'objet (disque) et le fond de l'image

originale de l'image test sur chacune des trois composantes R, V et B. σ^2 est la même variance du bruit blanc gaussien, de moyenne nulle, ajouté aux composantes R, V, et B.

4.4.1.3 Évaluation quantitative de la qualité des contours détectés

Nous proposons deux mesures pour évaluer quantitativement la qualité des contours détectés par la méthode présentée précédemment. Elles permettent de quantifier la localisation, c'est à dire la précision de la position du contour détecté par rapport au contour idéal.

La première est le facteur de mérite d'Abdou et Pratt [Abdou 79]. Elle est fondée sur la position des pixels contours détectés et est définie de la manière suivante:

$$F_1 = \frac{I}{\max(I_i, I_r)} \sum_{k=1}^{I_r} \frac{1}{1 + \beta d_k^2} \quad (4.38)$$

où I_i est le nombre de pixels contours idéaux, et I_r est le nombre de pixels contours détectés par l'opérateur à évaluer, d_k est la distance qui sépare le $k^{\text{ième}}$ pixel contour détecté du contour idéal le plus proche. β est un facteur permettant de pondérer l'importance des pixels contours proches du contour idéal. Abdou et Pratt proposent $\beta = \frac{1}{9}$ pour pénaliser d'une part les contours épais et les contours avec une rupture de connexité et, d'autre part, les contours décalés par rapport aux contours idéaux.

La deuxième mesure, notée F_2 , permet également de quantifier le nombre relatif de pixels contours détectés qui correspondent au contour idéal. Elle est exprimée par :

$$F_2 = \frac{I_b}{I_r} \quad (4.39)$$

où I_b est le nombre de pixels contours détectés dont la position coïncide avec la position d'un pixel contour idéal.

Grâce à ces deux mesures, nous sommes capables d'évaluer quantitativement la performance de notre algorithme de détection de contours couleur, appliqué à une image transformée dans un système de représentation précis. Les performances sont d'autant meilleures que F_1 et F_2 sont proches de l'unité.

4.4.1.4 Expérimentation sur les images test

Afin d'évaluer la qualité du détecteur de contour selon le système de représentation utilisé, nous appliquons ces deux mesures sur les images binaires des contours détectés par notre algorithme dans les images test bruitées. Ces images sont obtenues après plusieurs étapes successives (cf. figure 4. 4):

- ajout sur chacune des composantes à RVB d'un bruit blanc gaussien,
- transformation de l'image RVB bruitée dans d'autres systèmes de représentation,
- application de notre algorithme de détection de contours sur cette image, mais avec un seuil de binarisation unique maximisant le facteur de mérite F_1 [Alshatti 94] [Cabestaing 92].

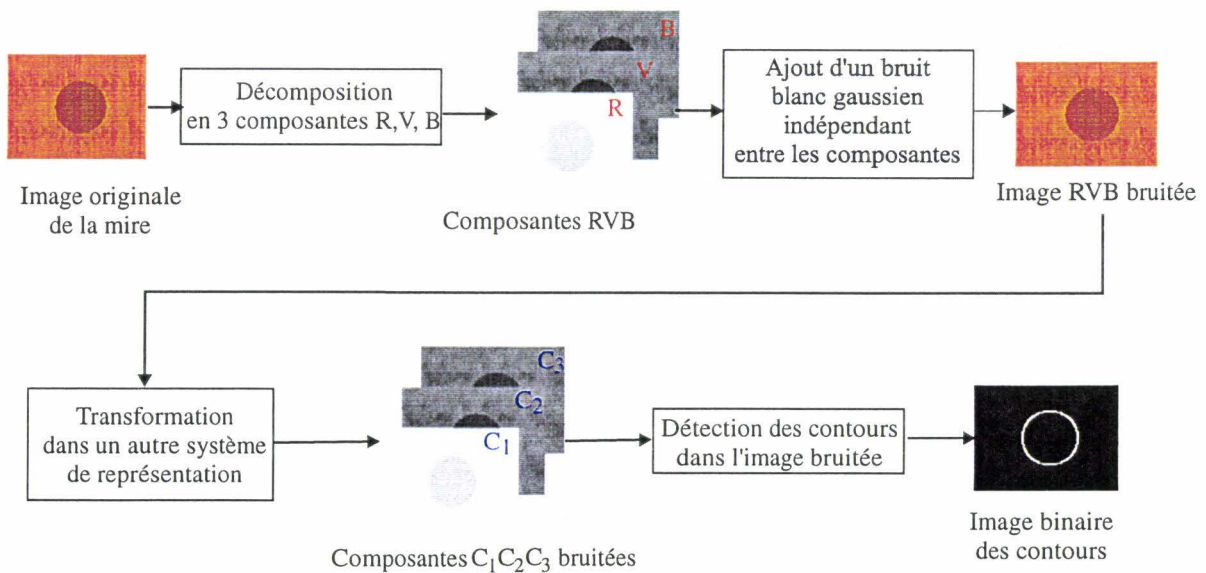


Figure 4. 4: Création des images pour l'évaluation de la qualité des contours détectés

Le contour idéal correspond à un cercle identique au contour du disque du masque utilisé pour construire les images test. Les caractéristiques de ce contour idéal, telles que les positions des points de contours et leur nombre I_i , sont connues.

Les mesures F_1 et F_2 sont calculées pour différentes valeurs du rapport signal sur bruit, avec une variance σ^2 allant d'une valeur minimale à une valeur maximale. Pour un système de

représentation donné, on trace les courbes représentant l'évolution des mesures en fonction du rapport signal sur bruit (cf. Annexe A). L'interprétation de ces courbes permet de comparer la qualité du détecteur de contours dans les différents systèmes de représentation.

Nous avons évalué F_1 et F_2 sur un ensemble de dix images test. Nous avons choisi d'évaluer les systèmes de représentation suivants: RVB (rgb), XYZ (xyz), I1I2I3 (oht), AC1C2 (fau), LTS (ish), La*b* (lab), Lu*v* (luv). La valeur du paramètre α de l'opérateur de Deriche est fixée à 0,8 pour privilégier la localisation. Le critère de détection est négligé. Nous tentons d'obtenir des contours connexes qui délimitent les contours des vaisseaux par un seuillage par hystérésis adapté. Les résultats sont présentés sur les figures A.1 à A.10 en Annexe A.

4.4.2 Résultats

Les mesures F_1 et F_2 sont d'autant meilleures que leurs valeurs sont proches de l'unité. Ainsi, pour une image test donnée, le meilleur système de représentation est celui pour lequel ces deux mesures sont proches de 1. Pour chaque image test, nous comparons les courbes représentant l'évolution de F_1 et F_2 en fonction du rapport Signal sur Bruit (RSB) en classant par ordre décroissant de performance les systèmes de représentation (cf. Tableau 1).

Classement des systèmes de représentation	Image test 1	Image test 2	Image test 3	Image test 4	Image test 5	Image test 6	Image test 7	Image test 8	Image test 9	Image test 10
1	luv	xyz	luv	luv	luv	luv	luv	luv	luv	luv
2	lab	lab	oht	lab	lab	lab	lab	lab	lab	lab
3	rgb	luv	lab	fau	fau	rgb	rgb	rgb	xyz	rgb
4	oht	rgb	ish	oht	oht	oht	oht	oht	rgb	oht
5	xyz	oht	fau	xyz	rgb	xyz	xyz	xyz	oht	ish
6	fau	ish	rgb	rgb	xyz	fau	fau	fau	fau	fau
7	ish	fau	xyz	ish	ish	ish	ish	ish	ish	xyz

Tableau 1: Comparaison des résultats sur l'ensemble des images test.

Nous constatons que sur l'ensemble des dix images test, les résultats obtenus avec les deux mesures F_1 et F_2 sont identiques.

Afin de déterminer les meilleurs systèmes de représentation à utiliser pour la détection de contours des vaisseaux rétiens, nous calculons ci-après le score total réalisé par chacun des sept systèmes de représentation (cf. Tableau 2): ce score total est obtenu par la somme des

produits entre le classement de chaque système, pour chaque image test, et le nombre de fois où le système apparaît selon ce classement sur le tableau 1. La valeur totale des scores ainsi calculés est présentée sur la troisième colonne du tableau 2: le meilleur système de représentation est celui dont le score total est le plus faible. Nous constatons que les systèmes de représentation $Lu*v*$ et $La*b*$ sont les meilleurs car leurs scores sont les plus faibles par rapport à ceux des autres systèmes de représentation.

Systèmes de représentation	Scores	Total des scores
luv	$9*1+1*3$	12
lab	$9*2+1*3$	21
oht	$7*4+2*5+1*2$	40
rgb	$5*3+2*4+1*5+2*6$	40
xyz	$1*1+1*3+5*5+1*6+2*7$	49
fau	$2*3+6*6+1*5+1*7$	52
ish	$1*4+1*5+1*6+7*7$	64

Tableau 2: Calcul des scores pour chaque système de représentation.

Par ailleurs, les courbes représentant F_2 montrent qu'au maximum 70% des pixels contours détectés se trouvent effectivement sur le contour idéal, c'est à dire qu'il y a 30% de pixels contours mal placés par rapport au contour idéal.

4.4.3 Influence du paramètre α de l'opérateur de Deriche

Les deux systèmes $Lu*v*$ et $La*b*$ donnent les meilleurs résultats de localisation pour notre type d'images. Mais ces résultats dépendent également du choix du paramètre de filtrage α de l'opérateur optimal de Deriche. Pour choisir une valeur de α permettant un bon compromis entre une bonne détection et une bonne localisation, nous avons appliqué la méthode d'évaluation décrite au paragraphe 4.4.1.3 sur une seule image test, pour différentes valeurs de α , dans le meilleur système de représentation: $Lu*v*$.

Nous faisons varier α de 0,1 à 1 par pas de 0,1. Nous traçons les courbes représentant la variation de F_1 et de F_2 en fonction du rapport signal sur bruit, pour chaque valeur de α . Un bruit blanc gaussien est ajouté artificiellement aux composantes R, V et B de l'image couleur

de l'image test, de façon indépendante, avec une variance allant d'une valeur minimale à une valeur maximale. Le seuil de binarisation de l'image des maximums locaux est toujours celui qui maximise F_1 . D'après les courbes obtenues présentées sur la figure A.11 en Annexe, relatives à l'image test, nous concluons que les valeurs $\alpha=0.8$, $\alpha=0.9$, $\alpha=1.0$ donnent les meilleurs résultats quelque soit le bruit ajouté à l'image. Cela confirme le fait qu'une valeur de α proche de 1 privilégie la localisation.

Ces performances en termes de localisation (α proche de 1) doivent donc être privilégiées par rapport à la qualité de la détection dans le choix de la valeur du paramètre α .

4.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté différentes méthodes de détection de contours en couleur. Elles peuvent être classées suivant trois familles: les gradients marginaux, les gradients vectoriels et les dérivés secondes directionnelles.

Nous avons choisi d'appliquer une méthode de détection de contours fondée sur les gradients vectoriels sur nos images couleur de fond d'oeil. Cette méthode est sensiblement meilleure que les méthodes marginales, d'une part, et est moins sensible au bruit que les dérivés secondes directionnelles, d'autre part. Nous avons ensuite proposé une méthode d'évaluation de notre algorithme de détection de contours en fonction des systèmes de représentation de la couleur. Cette expérience a mis en évidence que les systèmes La^*b^* et Lu^*v^* sont les mieux adaptés pour la détection de contours des vaisseaux réiniens. Cette méthode est également utilisée pour déterminer les valeurs du paramètre de filtrage α de l'opérateur de Deriche les mieux adaptées à la localisation des contours détectés des vaisseaux réiniens.

Une fois les contours détectés, il s'agit maintenant de reconstruire les vaisseaux réiniens. Nous proposons, dans le chapitre suivant, une méthode faisant coopérer un suivi récursif des contours de ces vaisseaux avec une analyse colorimétrique de leurs corps.

Chapitre 5

Reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux réiniens

Sommaire

5.1 Introduction

5.2 Filtrage de l'image binaire des contours

5.3 Reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux réiniens

5.4 Quelques cas de suivi de pixels contours des vaisseaux réiniens

5.5 Conclusion

5.1 INTRODUCTION

Nous avons présenté, dans le chapitre 2, les différents repères anatomiques extraits par analyse d'images angiographiques. Nous avons conclu que les vaisseaux réiniens sont les points de repère les mieux adaptés à la localisation d'éléments dans des images de fond d'oeil.

La modélisation des vaisseaux réiniens nécessite la mise en oeuvre de leur reconstruction bidimensionnelle.

La méthode de reconstruction bidimensionnelle d'une structure vasculaire réinienne que nous proposons est fondée sur le suivi récursif des pixels contours appartenant aux deux frontières du vaisseau principal et des vaisseaux fils qui le constituent. Ce suivi analyse l'image couleur du fond d'oeil et son image binaire des contours obtenue par la méthode présentée au Chapitre 4. Notre méthode se distingue de celles qui existent dans la littérature car elle associe le suivi récursif des pixels contours avec l'analyse des propriétés photométriques de la région qui représente le corps du vaisseau en cours de reconstruction. Cette coopération région-contour a pour objectif de garantir la robustesse de la méthode de reconstruction proposée.

Le suivi des pixels contours d'un vaisseau est fondé sur les hypothèses suivantes qui sont directement liées aux propriétés d'un vaisseau rétinien:

- La variation du diamètre du vaisseau est continue le long du vaisseau.
- Le vaisseau est délimité par deux lignes frontières formées par les pixels contours et supposées être localement parallèles.
- La variation de la couleur du corps du vaisseau est continue le long du vaisseau.
- Le vaisseau rétinien part de la papille selon une direction locale radiale par rapport à celle-ci.

Notre méthode se divise en plusieurs étapes. En premier lieu, le début du vaisseau à reconstruire est sélectionné de façon interactive par l'utilisateur. Ensuite, l'algorithme effectue un suivi récursif des pixels contours grâce à une coopération région-contour. Cette association région-contour nécessite l'évaluation des propriétés colorimétriques locales du corps du vaisseau. Afin d'obtenir des valeurs cohérentes de ces propriétés colorimétriques, l'algorithme tient compte de la première hypothèse dans son calcul, à savoir la continuité du pseudo-diamètre. Par ailleurs, afin de reconstruire la totalité de la structure vasculaire, l'algorithme détecte et traite les éventuelles bifurcations le long du vaisseau principal.

5.2 FILTRAGE DE L'IMAGE BINAIRE DES CONTOURS

Préalablement au suivi des pixels contours des vaisseaux rétiniens, nous effectuons un filtrage de l'image binaire des contours obtenue par la méthode décrite au Chapitre 4. Ce filtrage des pixels contours est effectué afin d'obtenir des contours d'épaisseur de un pixel. Ce filtrage permet de simplifier la recherche des bifurcations pour l'algorithme de suivi de pixels contours que nous allons présenter au §5.3 d'une part, et permet d'éviter la redondance du suivi des pixels contours, d'autre part.

Nous nous inspirons de l'algorithme itératif de Coste [Coste 96].

La méthode se divise en deux étapes. Lors de la première étape, nous initialisons un compteur à 0, pour chaque pixel contour P de l'image binaire. A chaque pixel contour P qui ne

se situe pas sur le bord de l'image, nous superposons successivement les huit masques 3x3 présentés sur la figure 5. 1.

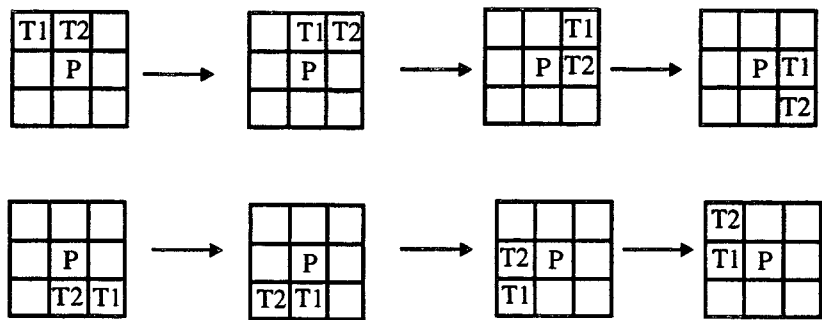


Figure 5. 1: Les huit masques.

Si les deux points T_1 et T_2 coïncident avec deux pixels contours, alors les compteurs des pixels contours qui coïncident avec T_1 et T_2 sont incrémentés de un.

La figure 5. 2 présente un exemple, où les pixels contours sont en noir et les pixels non contours en blanc.

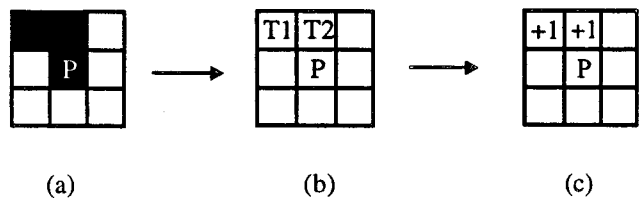


Figure 5. 2: Les compteurs (c) correspondant aux positions de T_1 et T_2 sont incrémentés.

La deuxième étape consiste à repérer les pixels contours à éliminer en balayant l'image de gauche à droite, et ce en partant de la ligne du haut vers la ligne du bas. Lors du balayage, quand nous repérons un pixel contour dont le compteur affiche une valeur supérieure ou égale à celles de tous les compteurs de ses pixels contours voisins, la valeur de ce compteur est fixée à 255. Ceci empêche de repérer deux pixels contours voisins.

Les pixels contours repérés sont alors éliminés de l'image binaire des contours. Ces deux étapes sont itérées jusqu'à idempotence.

Un exemple d'application est présenté sur la figure 5. 3.: l'image (a) représente l'image binaire des contours à filtrer. Dans cette image, les pixels contours sont représentés en noir.

Nous constatons, par exemple, que le pixel contour de coordonnées (i,j) appartenant à une frontière d'un vaisseau possède trois pixels contours voisins. Nous créons une image de même taille que celle de l'image binaire des contours: la valeur de chaque pixel de cette image représente la valeur des compteurs associés à chaque pixel contour de l'image binaire des contours (cf. figure 5. 3.b).

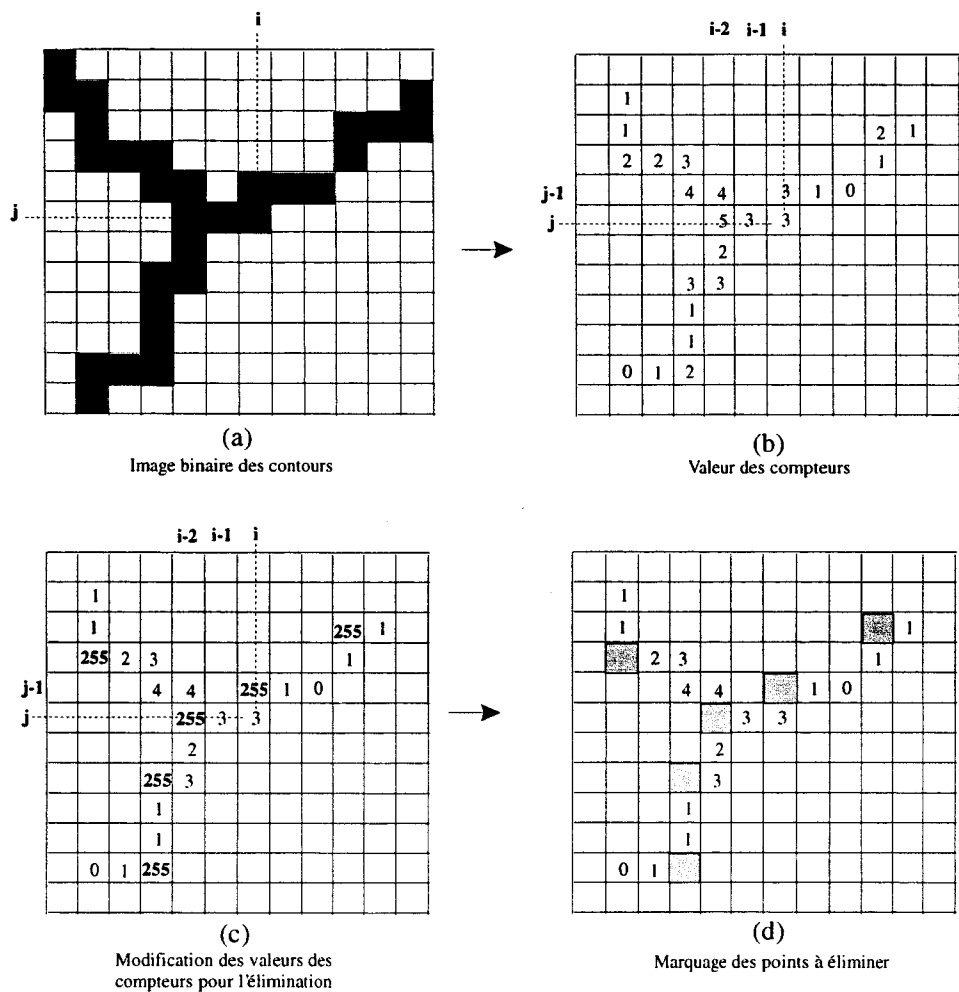


Figure 5. 3: Exemple d'application: première itération.

En examinant la figure 5. 3. b, nous constatons que les compteurs associés aux pixels contours de coordonnées $(i,j-1)$ et (i,j) affichent tous les deux des valeurs supérieures ou égales à celles de leurs voisins. Lorsque le balayage arrive à la position $(i, j-1)$, la valeur du compteur du pixel $(i,j-1)$ est mise à 255, car sa valeur est supérieure ou égale à celle de ses voisins (cf. figure 5. 3.c). Ainsi, le pixel de coordonnées (i,j) n'est pas marqué pour être éliminé car la valeur de son compteur est inférieure à celle de celui de la position $(i, j-1)$ qui a été mise à 255. Les pixels contours à éliminer sont marqués en gris sur l'image de la figure 5.

3.d. Sur cet exemple, il faut deux itérations avant d'obtenir l'image binaire filtrée: la deuxième itération est présentée sur la figure 5. 4.

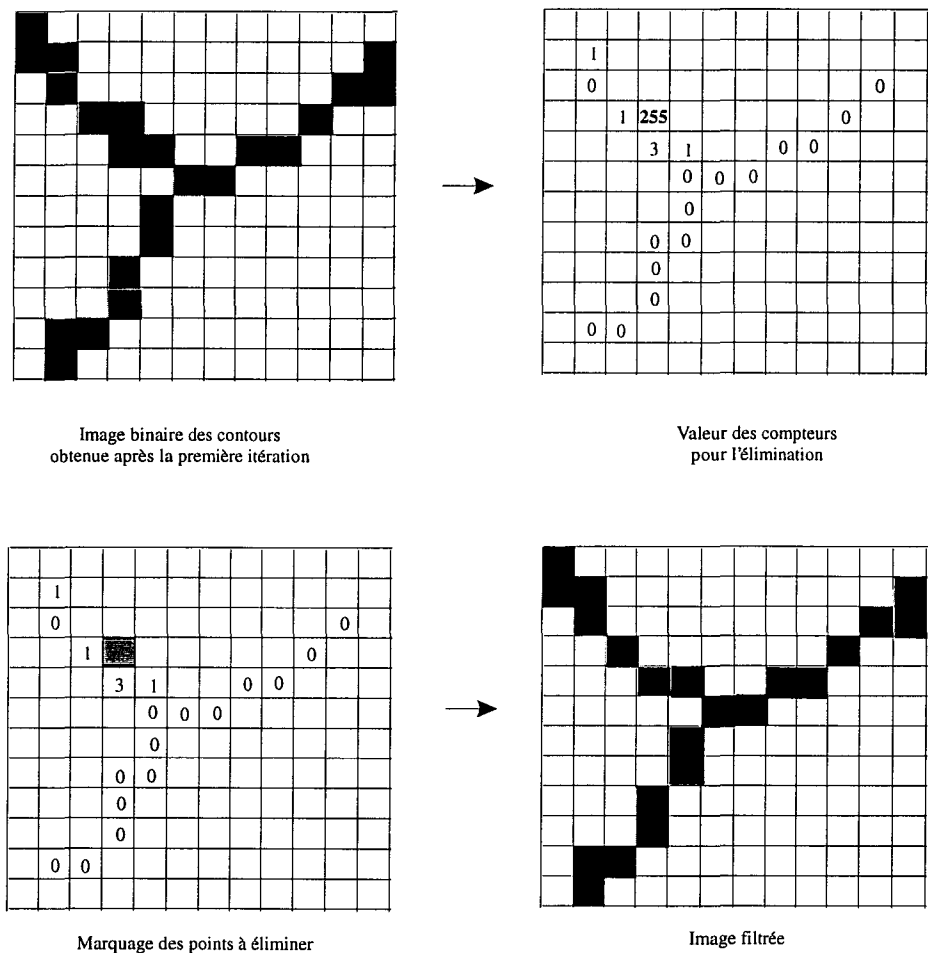


Figure 5. 4: Suite de l'exemple de la figure 5. 3: deuxième itération.

Nous constatons que dans l'image filtrée (cf. figure 5. 4.d), les pixels contours ont une épaisseur de un pixel hormis ceux des quatre bords qui n'ont pas été traités, ce qui permettra de faciliter le suivi des pixels contours que nous présentons maintenant.

5.3 RECONSTRUCTION BIDIMENSIONNELLE DES VAISSEAUX RÉTINIENS

Notre approche se décompose en plusieurs étapes. Elle analyse une image couleur de fond d'oeil et son image binaire des contours filtrée par la méthode présentée au §5.2.

5.3.1 Suivi des pixels contours d'un vaisseau

Afin de mieux comprendre notre procédure, nous présentons schématiquement sur la figure 5. 6 les éléments mis en oeuvre pour le suivi des pixels contours d'un vaisseau.

Nous notons D_c (respectivement G_c) le pixel contour courant droit (respectivement gauche) du vaisseau à suivre.

Nous définissons un *noeud courant* comme étant la paire de pixels contours courants gauche et droit G_c-D_c . Nous appelons *section courante* le segment de droite discrétisé qui sépare le pixel contour courant gauche du pixel contour courant droit.

Nous appelons *pseudo-diamètre courant* ϕ_c la distance euclidienne, exprimée en pixels, qui sépare le pixel contour courant gauche du droit. Cette distance euclidienne est définie comme suit.

Soient G et D deux pixels contours gauche et droit dont les coordonnées des centres de gravité sont (x_g, y_g) et (x_d, y_d) respectivement (cf. figure 5. 5) dans le repère $(0, x, y)$ lié à l'image. Par convention, nous utilisons comme unité le pixel.

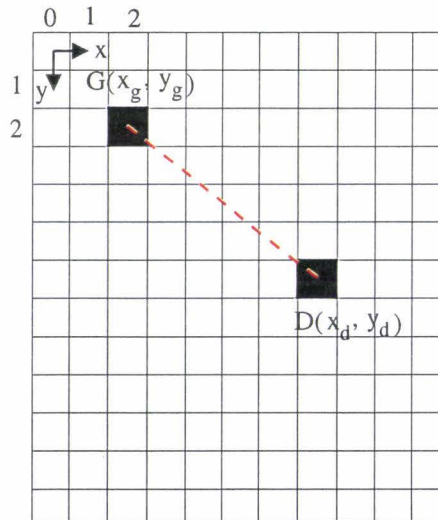


Figure 5. 5: Distance euclidienne entre deux pixels contours gauche et droit dans le repère de l'image.

La distance euclidienne, notée $dist()$, qui sépare G et D est exprimée par:

$$dist(G, D) = Ent\left(\sqrt{(x_d - x_g)^2 + (y_d - y_g)^2}\right) \quad (5.1)$$

où $Ent()$ représente la valeur entière la plus proche de la racine carrée.

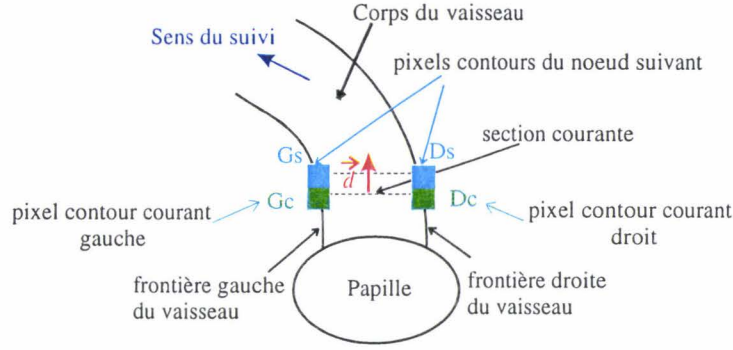


Figure 5. 6: Éléments pour le suivi des pixels contours.

Notre procédure suit de manière indépendante chaque vaisseau présent dans une image de fond d'oeil.

Pour le suivi d'un vaisseau, une étape d'initialisation est effectuée par l'utilisateur. Dans un premier temps, nous affichons à l'écran l'image binaire filtrée des contours extraits du fond d'oeil. L'utilisateur indique la position de la papille en sélectionnant un point appartenant à la papille. L'utilisateur sélectionne de manière interactive G_c et D_c , respectivement les pixels contours droit et gauche du premier noeud courant qui modélise le vaisseau à suivre. La distance euclidienne séparant ces deux pixels contours initiaux correspond au pseudo-diamètre initial du vaisseau qui sera noté ϕ_{init} par la suite.

Enfin, nous considérons que la direction du vaisseau à cette section courante, appelée direction locale, est la direction d'un vecteur $\vec{d}$ de module quelconque. Sa direction est radiale par rapport à la papille et son sens dirigé vers l'extérieur de la papille. Pour déterminer cette direction, nous proposons la procédure suivante que nous illustrons avec le cas présenté sur la figure 5. 8.

Nous retenons G le pixel contour voisin de G_c qui est le plus éloigné de P , P étant un pixel quelconque appartenant à la papille sélectionné interactivement par l'utilisateur.

La direction du vecteur $\vec{d}$ est celle du vecteur $\overrightarrow{G_c G}$, codée parmi les huit directions possibles présentées sur la figure 5. 7. Sur l'image de la figure 5. 8, nous retenons G , le pixel contour voisin de G_c . Ainsi, $\overrightarrow{G_c G} = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix}$ dans le repère (x,y) et la direction du vecteur $\overrightarrow{G_c G}$ est la direction 5. La valeur initiale de la direction locale du vaisseau, représentée par le vecteur $\vec{d}$, est donc égale à 5 dans cet exemple.

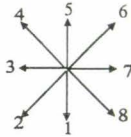


Figure 5. 7: Codage des directions possibles.

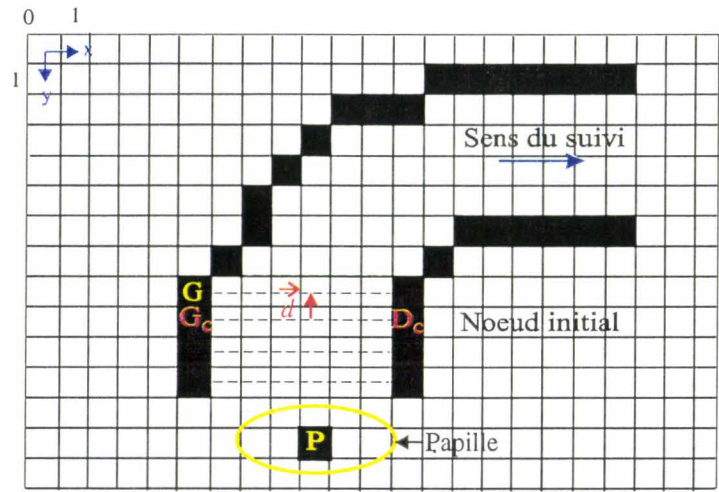


Figure 5. 8: Initialisation de la direction locale.

Quand la valeur initiale de la direction locale est déterminée, l'algorithme cherche les pixels contours suivants gauche G_s et droit D_s dans les voisinages 3x3 de G_c et de D_c . Ces deux pixels doivent être connexes au pixel contour courant gauche G_c et au pixel contour courant droit D_c . Nous appelons pixel contour connexe à un pixel contour courant, un pixel contour qui se trouve dans le voisinage 3x3 du pixel contour courant et qui n'appartient pas à un noeud déjà utilisé pour le suivi. Une méthode sera présentée ultérieurement afin de résoudre le cas où aucun ou plusieurs pixels contours sont connexes au pixel contour courant. La paire de pixels G_s - D_s forme alors le noeud suivant, dont le pseudo-diamètre est noté ϕ_s . Une fois que le noeud suivant a été validé suivant deux critères définis aux §5.3.3 et §5.3.4, il devient le noeud courant de telle sorte que le suivi soit effectué de manière récursive. Le suivi du vaisseau s'arrête quand aucun noeud suivant ne peut être validé, ou quand il n'y a plus

aucun pixel contour gauche et droit. Le vaisseau est alors modélisé par une succession de noeuds validés.

5.3.2 Calcul de la direction locale à une section

La direction d'un vaisseau à une section doit être mise à jour le long du vaisseau. Elle est utilisée pour traiter, au §5.3.6, les éventuelles ruptures de connexité entre les pixels contours, ainsi que pour traiter, au §5.3.7, le cas où l'algorithme trouve plusieurs pixels contours connexes au pixel contour courant.

Il n'est pas utile d'évaluer la direction locale du vaisseau pour chaque section. Ainsi, nous proposons que la direction locale soit déterminée toutes les $T_w = Ent(K_d \cdot \phi_{init})$ sections validées. $Ent()$ représente la valeur entière la plus proche du produit $K_d \cdot \phi_{init}$. K_d est un paramètre réel positif choisi par l'utilisateur. Les sections sur lesquelles la direction est évaluée sont appelées *sections de calcul* et notées Sc_j . $\overrightarrow{d_j}$ est le vecteur représentant la direction locale calculée à la section de calcul Sc_j .

Pour déterminer, lors du suivi, la direction locale à une section de calcul, nous utilisons trois vecteurs, notés $\overrightarrow{d_{central}}$ (vecteur central), $\overrightarrow{d_{gauche}}$ (vecteur gauche) et $\overrightarrow{d_{droit}}$ (vecteur droit) avec les caractéristiques suivantes (cf. figure 5. 9) [Collorec 88]:

- Leur origine est le centre de la section de calcul sur laquelle la direction locale est calculée.
- $\overrightarrow{d_{central}}$ a la même direction que celle du vecteur représentant la direction locale précédente.
- $\overrightarrow{d_{gauche}}$ et $\overrightarrow{d_{droit}}$ ont des directions qui diffèrent de $\frac{\pm \pi}{4}$ avec celle de $\overrightarrow{d_{central}}$.
- Leurs normes, notées L_v , sont proportionnelles au pseudo-diamètre de la section de calcul ϕ_c du vaisseau. L_v est définie comme : $L_v = Ent(K_v \cdot \phi_c)$. K_v est un

paramètre réel positif choisi par l'utilisateur. Dans le repère image, nous prenons la valeur entière la plus proche de $K_v \cdot \phi_c$.

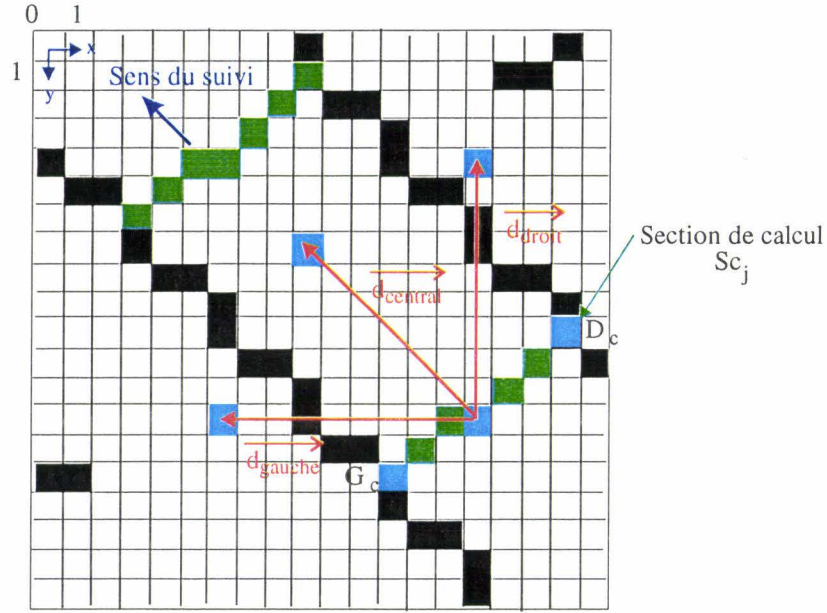


Figure 5. 9: Calcul de la direction locale à une section.

Pour calculer la valeur moyenne de la composante rouge R_{Moy} le long d'un vecteur $\vec{V}$ de longueur L_v , considérons les longueurs l_i des segments découpés le long de ce vecteur pour les différents pixels qu'il traverse (cf. figure 5. 10). Nous utilisons alors la formule suivante:

$$R_{Moy} = \frac{1}{L_v} \sum_{i=1}^{L_v} l_i \cdot R_i \quad (5. 2)$$

où R_i est la valeur de la composante rouge de ce pixel.

Dans le cas de la figure 5. 10 où l'angle α vaut 45° , la direction du vecteur $\vec{V}$ vaut 4, nous avons $l_i = \sqrt{2}$ pour $i=2, \dots, 5$ et $l_i = \frac{\sqrt{2}}{2}$ pour $i=1, 6$. Il en est de même quand la direction du vecteur vaut 2, 6 ou 8. Par ailleurs, quand α vaut 0° , 90° , 180° , et 270° , la direction du vecteur vaut respectivement 7, 5, 3 et 1: nous avons alors $l_i = 1$ pour $i=2, \dots, 5$ et $l_i = \frac{1}{2}$ pour $i=1, 6$.

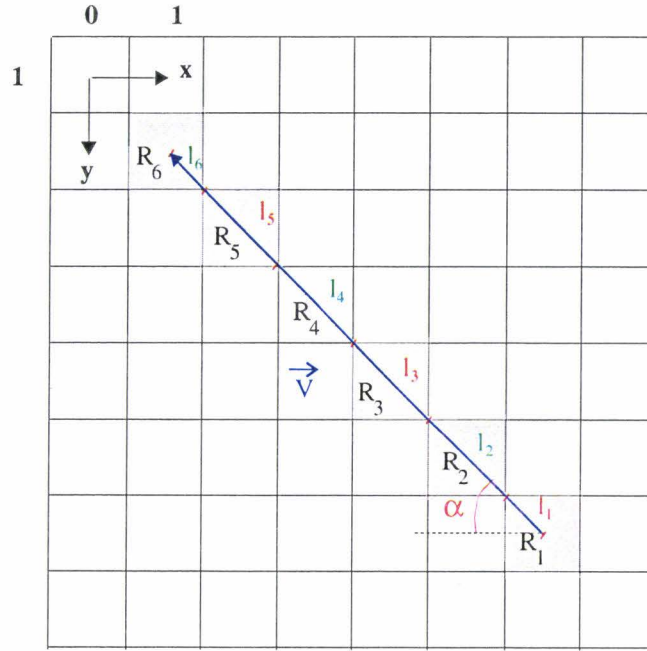


Figure 5. 10: Calcul de la valeur moyenne de la composante rouge le long d'un vecteur $\vec{V}$.

Nous utilisons alors la formule (5. 2) pour calculer les valeurs moyennes de la composante rouge le long des vecteurs $\vec{d}_{central}$, $\vec{d}_{gauche}$, et $\vec{d}_{droit}$.

Comme nous supposons que l'intensité de rouge des pixels appartenant au corps du vaisseau est inférieure à celle du fond rétinien, nous concluons que le vecteur représentant la direction locale au niveau d'une section, noté $\vec{d}_j$ dans ce mémoire, est un vecteur dont la direction est, parmi celles de $\vec{d}_{central}$, $\vec{d}_{gauche}$ et $\vec{d}_{droit}$, celle pour laquelle la valeur moyenne de la composante rouge est la plus faible. Dans le cas où deux valeurs moyennes minimales sont égales, nous conservons la direction précédente. Il faut noter que la direction de $\vec{d}_j$ n'est pas forcément perpendiculaire à la direction de la section locale.

Un exemple de calcul de la direction de $\vec{d}_j$ est schématisé sur la figure 5. 11. Sur cette figure, nous notons Sc_j , la $j^{ème}$ section de calcul où est déterminée la direction de $\vec{d}_j$, avec $j=1,..,4$. Ces sections de calcul sont distantes les unes des autres de $T_w=15$ sections validées.

Quand un noeud suivant est construit, il subit deux tests de validation: le premier repose sur la prise en compte de la continuité du pseudo-diamètre et le deuxième concerne la validation colorimétrique.

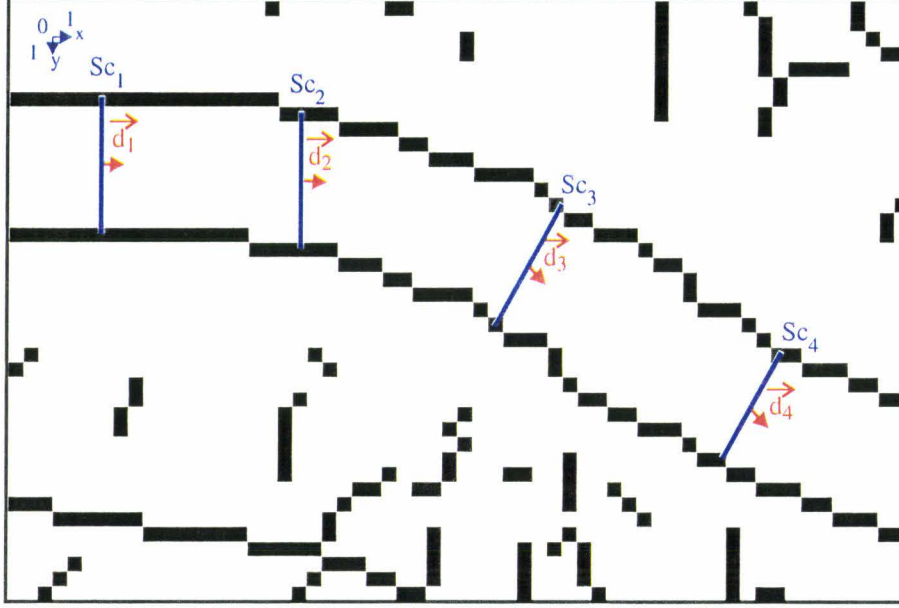


Figure 5. 11: Calcul de la direction locale toutes les $T_w = Ent(K_v \cdot \phi_{init})$ sections validées
(ici, $T_w = 15$ sections validées).

5.3.3 Première validation: continuité du pseudo-diamètre du vaisseau

Afin de détecter des bifurcations pertinentes et obtenir le profil du vaisseau cohérent pour la validation colorimétrique, chaque noeud est validé s'il respecte l'hypothèse de la continuité du pseudo-diamètre.

Sur la figure 5. 12, nous montrons un exemple où cette hypothèse n'est pas respectée pour suivre les pixels contours. Nous exagérons la courbure du vaisseau afin d'illustrer au mieux le problème. Nous supposons que le suivi commence au noeud courant $G_c - D_c$. Nous notons G_s^i les pixels contours suivants gauches détectés à partir de G_c , et D_s^i les pixels contours suivants droits détectés à partir de D_c . Les noeuds successifs sont alors formés par les paires de pixels $G_s^i - D_s^i$, $i=1..6$. Nous constatons qu'à partir du noeud formé par $G_s^2 - D_s^2$,

il est impossible d'évaluer un profil de section qui soit cohérent et que le pseudo-diamètre varie trop brusquement par rapport à celui de $G_s^1 - D_s^1$.

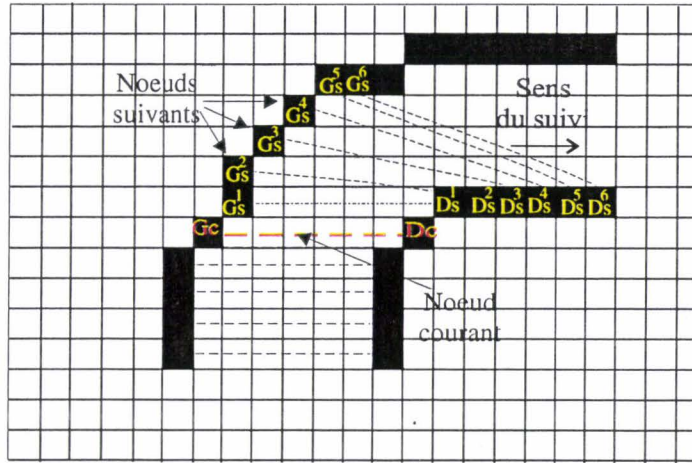


Figure 5. 12: Cas où l'hypothèse de la continuité du pseudo-diamètre n'est pas respectée.

Nous proposons donc une recherche du noeud suivant qui respecte l'hypothèse de la continuité du pseudo-diamètre du vaisseau à suivre. Notre approche est fondée sur l'évaluation de la distance euclidienne qui sépare les pixels contours gauches des pixels contours droits.

Dans un premier temps, nous recherchons les pixels contours suivants gauche et droit qui sont connexes aux pixels contours courants. Trois cas peuvent se présenter. Le premier cas est celui où la procédure de recherche des pixels contours suivants trouve deux pixels contours connexes dans le voisinage 3x3 des deux pixels contours courants. Le deuxième cas est celui où cette procédure ne trouve pas de pixel contour connexe dans le voisinage 3x3 d'un des deux pixels contours courants: une méthode qui traite la rupture de connexité du contour sera présentée au §5.3.6. Le troisième cas est celui où, au contraire, cette méthode trouve plusieurs pixels contours connexes à l'un des deux pixels contours courants: ce cas sera également traité au §5.3.7.

Nous nous plaçons dans le premier cas où nous avons trouvé deux pixels contours G_s^1 et D_s^1 connexes aux pixels contours courants. Nous testons, dans un deuxième temps, si le vaisseau présente une courbure à droite ou à gauche.

Nous supposons que le vaisseau a une courbure à gauche si:

$$\text{dist}(G_c, D_s^1) < \text{dist}(G_s^1, D_c) \quad (5.3)$$

où $\text{dist}()$ est la distance euclidienne entre les coordonnées de deux pixels contours.

Par contre, le vaisseau a une courbure à droite si:

$$\text{dist}(G_c, D_s^1) > \text{dist}(G_s^1, D_c) \quad (5.4)$$

Dans le cas d'une égalité entre les distances, il n'y a pas de courbure.

Pour un vaisseau ayant une courbure à gauche, nous procédons de la manière suivante pour trouver le noeud suivant qui respecte la continuité du pseudo-diamètre du vaisseau. Le pixel contour courant gauche est bloqué tandis que nous recherchons le pixel contour suivant droit D_s^{i+1} qui satisfait la condition suivante:

$$\text{dist}(G_c, D_s^i) < \text{dist}(G_c, D_s^{i+1}) \quad (5.5)$$

où D_s^{i+1} est le $(i+1)^{\text{ème}}$ pixel contour droit suivant. D_s^{i+1} est connexe au pixel contour droit D_s^i . Nous considérons que D_s^0 (c'est à dire $i=0$) est le pixel contour courant droit.

Nous présentons l'algorithme de recherche du pixel contour suivant droit D_s^{i+1} . Nous notons Algorithme A, l'algorithme qui permet de traiter le cas où il n'y a pas de pixel contour connexe au pixel contour courant. L'algorithme B traite le cas où, au contraire, nous trouvons plusieurs pixels contours connexes au pixel contour courant dans son voisinage 3x3.

Algorithme de recherche du pixel contour suivant droit

Début

$$D_s^1 = D_c$$

i=1;

Calculer:

$$Dist_1 = dist(G_c, D_s^1)$$

$$Dist_2 = dist(G_c, D_c)$$

Tantque ($Dist_1 < Dist_2$) faire

Chercher le pixel contour connexe à D_s^i : D_s^{i+1}

S'il n'y a pas de pixel contour connexe

Algorithme A

FinSi

S'il y a plusieurs pixels contours connexes

Algorithme B

FinSi

Calculer:

$$Dist_1 = dist(G_c, D_s^{i+1})$$

$$Dist_2 = dist(G_c, D_s^i)$$

i=i+1;

FinTantque;

Fin

Pour un vaisseau ayant une courbure à droite, nous appliquons le même principe: le pixel contour courant droit est bloqué tandis que nous recherchons le pixel contour suivant gauche qui satisfait la condition suivante:

$$dist(D_c, G_s^{i+1}) < dist(D_c, G_s^i) \quad (5.6)$$

où G_s^{i+1} est le $(i+1)^{ème}$ pixel contour suivant gauche. G_s^{i+1} est connexe au pixel contour gauche G_s^i . Nous initialisons G_s^0 ($i=0$) au pixel contour courant gauche G_c .

Nous présentons sur la figure 5. 13 le même vaisseau que celui sur la figure 5. 12. Nous constatons qu'il y a une courbure à droite au noeud courant G_c-D_c . Le noeud suivant qui respecte la continuité du pseudo-diamètre est formé par les pixels contours $G_s^2 - D_s$.

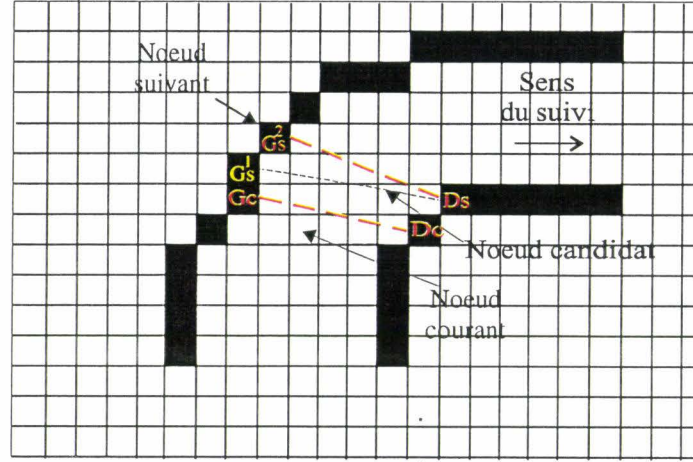


Figure 5. 13: Suivi d'un vaisseau ayant une courbure à droite.

5.3.4 Deuxième validation: variation colorimétrique

Le deuxième test de validation concerne la variation colorimétrique entre le noeud suivant et le noeud courant.

Une des hypothèses du suivi des pixels contours repose sur la variation continue de la couleur du corps du vaisseau au cours du suivi (cf. §5). Nous proposons d'évaluer la valeur moyenne de la composante rouge le long de la section de chaque noeud pour caractériser cette couleur.

Puisque la direction de la section n'est pas forcément verticale, horizontale ou diagonale, nous proposons une procédure spécifique pour calculer la moyenne de la composante rouge sur la section.

Soient R_c la valeur moyenne de la composante rouge sur la section courante, et R_s celle calculée sur la section suivante définies par :

$$R_c = \frac{1}{\text{Nombre de pixels} \in [G_c, D_c]} \sum_{P \in [G_c, D_c]} R(P(x, y)) \quad (5.7)$$

$$R_s = \frac{1}{\text{Nombre de pixels} \in [G_s, D_s]} \sum_{P \in [G_s, D_s]} R(P(x, y)) \quad (5.8)$$

où $R(P(x, y))$ est la valeur de la composante rouge du pixel $P(x, y)$. $[G_c, D_c]$ est le segment de droite discrétisé qui relie les deux pixels contours courants G_c et D_c , et $[G_s, D_s]$ est celui qui relie les deux pixels contours suivants G_s et D_s . Ces segments correspondent en fait aux sections courante et suivante.

Afin de trouver les pixels P de coordonnées (x, y) appartenant au segment de droite discrétisé $[G, D]$, nous nous basons sur l'équation de la droite qui passe par le centre de gravité des deux pixels $G(x_g, y_g)$ et $D(x_d, y_d)$ (cf. figure 5. 14). Les coordonnées x et y du pixel P sont alors déterminées grâce aux équations suivantes (cf. Annexe B).

Dans un premier temps, nous calculons l'angle d'une telle droite avec l'axe x , noté α :

$$\alpha = \arctan\left(\frac{y_d - y_g}{x_d - x_g}\right) \quad (5.9)$$

Dans un deuxième temps, nous calculons x et y :

- Si $\alpha \in \left[-\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{4}\right]$:

$$y = \text{Ent}\left(\frac{(y_d - y_g)x + (x_d y_g - x_g y_d)}{x_d - x_g}\right) \quad (5.10)$$

avec $x \in \mathbb{IN}$ et $x \in [x_d, x_g]$. $\mathbb{IN}$ est l'ensemble des entiers naturels.

- Si $\alpha \in \left[\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}\right]$ ou $\alpha \in \left[-\frac{\pi}{2}, -\frac{\pi}{4}\right]$:

$$x = \text{Ent}\left(\frac{(x_d - x_g)y + (x_g y_d - x_d y_g)}{y_d - y_g}\right) \quad (5.11)$$

avec $y \in \mathbb{IN}$ et $y \in [y_d, y_g]$.

$Ent()$ désigne la valeur entière la plus proche de la fraction. Dans le cas de la figure 5. 14, les pixels appartenant au segment de droite passant par G et D , et déterminés à l'aide de l'équation (5. 11) sont représentés en gris tandis que la droite passant par G et D est représentée en traits pointillés.

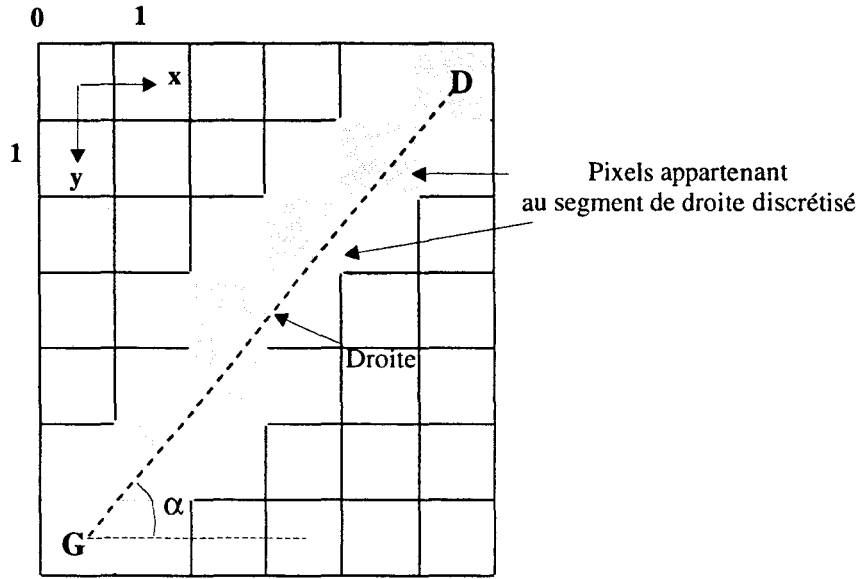


Figure 5. 14: Segment de droite discrétisé.

Afin de valider un noeud suivant, nous mesurons la variation colorimétrique ΔR entre le noeud courant et le suivant, définie par:

$$\Delta R = \frac{R_s - R_c}{R_c} \quad (5. 12)$$

ΔR ne doit pas excéder un seuil K_t fixé par l'utilisateur. L'ajustement de ce seuil sera présenté ultérieurement.

Ce critère est vérifié le long du processus de suivi des pixels contours afin de détecter la fin de la reconstruction du vaisseau.

5.3.5 Détection des bifurcations

Le vaisseau principal en cours de suivi peut se diviser en deux vaisseaux fils constituant un noeud de bifurcation. Durant le suivi des pixels contours du vaisseau principal,

l'algorithme évalue pour chaque noeud suivant s'il ne correspond pas à un noeud de bifurcation (cf. figure 5. 15).

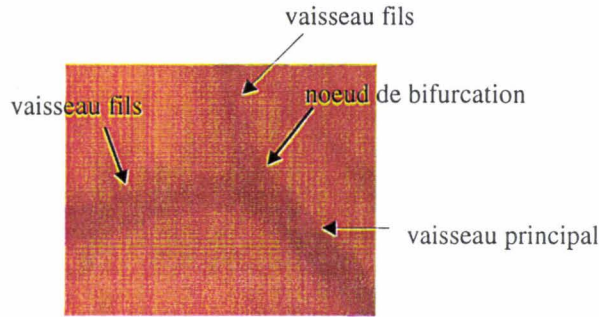


Figure 5. 15: Représentation d'une bifurcation.

Pour détecter une bifurcation, nous proposons de détecter une paire de pixels contours notés (G_b, D_b) sur la section du noeud suivant. Cette paire de pixels doit satisfaire les trois conditions suivantes (cf. figure 5. 16):

- G_b et D_b ne doivent pas être voisins.
- G_b (respectivement D_b) est choisi parmi les pixels contours trouvés de telle sorte qu'il soit le plus près de D_s (respectivement G_s).
- Les variations colorimétriques entre les sections délimitées par (G_s, D_b) et (D_s, G_b) et celle de la section courante n'excèdent pas le seuil K_t défini au §5.3.4.

Dans le cas où une telle paire de pixels a été détectée, l'algorithme considère que le noeud suivant correspond à un noeud de bifurcation. Le suivi du vaisseau principal s'achève. Le vaisseau est donc divisé en deux vaisseaux fils: l'un dont le premier noeud courant est formé par (G_s, D_b) et l'autre formé par (G_b, D_s) . La direction locale pour chaque vaisseau fils est recalculée par la procédure décrite au §5.3.2. Par ailleurs, le noeud initial pour chaque vaisseau fils doit être construit de telle sorte qu'il respecte le critère de validation fondé sur la continuité du pseudo-diamètre présenté au §5.3.3. Nous présentons au §5.4.3 un exemple de suivi de vaisseau détectant une bifurcation.

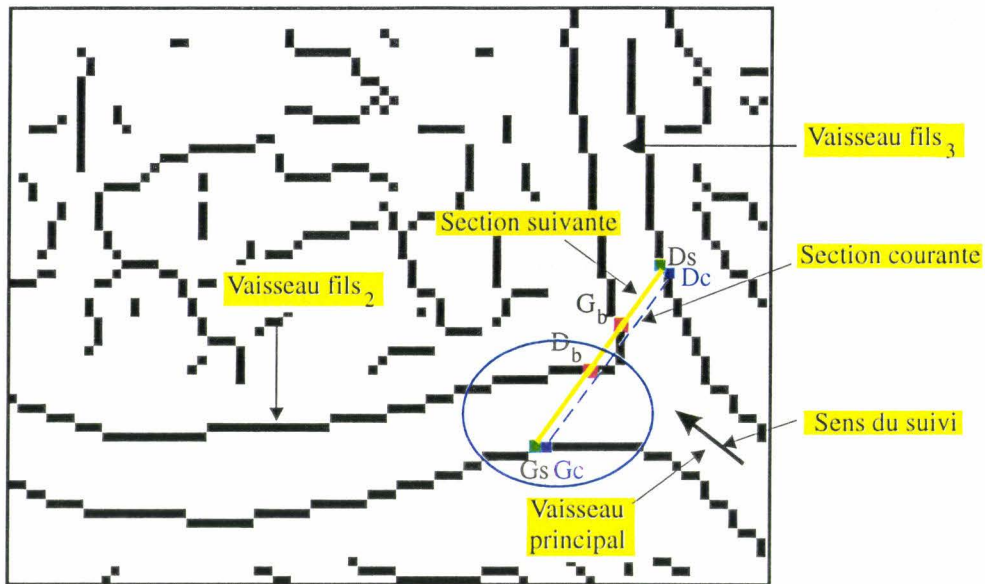


Figure 5. 16: Détection des bifurcations.

Le vaisseau rétinien est alors modélisé sous la forme d'un arbre binaire composé d'une liste de noeuds successifs. Cet arbre peut présenter plusieurs ramifications, fondées sur la paternité des vaisseaux.

5.3.6 Traitement des ruptures de connexité entre les pixels contours

Notre algorithme de reconstruction de vaisseaux est fondé sur le suivi des pixels contours. Il est fortement perturbé quand apparaît une rupture de connexité entre les pixels contours de l'une des deux frontières, à savoir quand l'algorithme ne trouve pas dans le voisinage 3x3 d'un pixel contour courant un pixel contour connexe qui pourrait appartenir au noeud suivant. Nous avons présenté au §5.3.2 une méthode pour déterminer la direction locale d'un vaisseau. Cette direction locale est utilisée pour traiter les ruptures de connexité. Le pixel contour suivant sera le pixel non contour dans le voisinage 3x3 du pixel contour courant choisi selon la direction locale du vaisseau. Il est à noter que nous traitons le cas où il y a une rupture de connexité sur l'une ou l'autre frontière du vaisseau à reconstruire uniquement: dans le cas où l'algorithme rencontre une rupture de connexité sur les deux frontières simultanément, le suivi du vaisseau s'arrête.

Afin de choisir le pixel contour suivant parmi les pixels non contours voisins au pixel contour courant, nous proposons de calculer le produit scalaire normalisé suivant, exprimé pour un pixel contour droit:

$$Prod_i = \frac{\overrightarrow{D_c D_s^i} \cdot \overrightarrow{d_j}}{\left\| \overrightarrow{D_c D_s^i} \right\| \cdot \left\| \overrightarrow{d_j} \right\|} \quad (5.13)$$

où $\overrightarrow{d_j}$ est le vecteur représentant la direction locale du vaisseau, calculée lors de la $j^{\text{ème}}$ section de calcul. Cette $j^{\text{ème}}$ section de calcul est la section de calcul la plus proche qui précède la section courante.

Le pixel non contour D_s^i dont le produit scalaire est le plus élevé devient le pixel contour suivant pour le vaisseau se prolonge selon la direction locale calculée $\overrightarrow{d_j}$.

L'exemple de la figure 5. 17 présente une rupture de connexité entre les pixels contours A et B, le pixel A est le pixel contour courant droit D_c . La direction locale du vaisseau est déterminée selon la direction 8. Ainsi, à partir du noeud courant G_c -A, le pixel contour suivant droit est obtenu en prolongeant le contour dans la direction 8, à partir du pixel contour courant A.

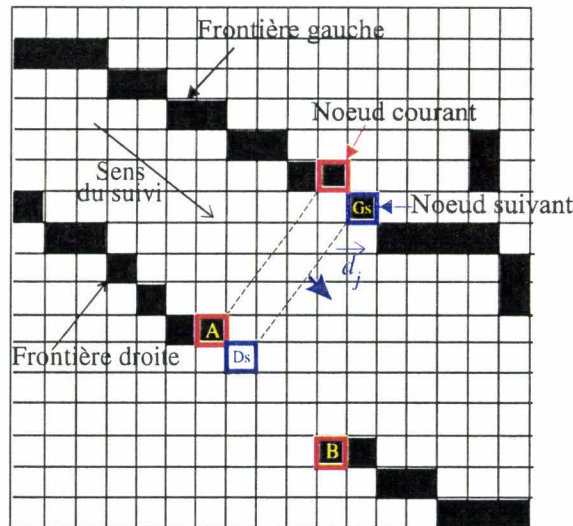


Figure 5. 17: Traitement des ruptures de connexité.

Cette méthode de prolongement des contours par une coopération avec la valeur de la composante rouge du corps du vaisseau (utilisée pour le calcul de la direction locale), est efficace aussi bien dans le cas d'une portion de vaisseau rectiligne que dans celui d'une portion de vaisseau présentant une forte courbure.

5.3.7 Cas où plusieurs pixels contours sont connexes au pixel contour courant

Durant le suivi de contours, plusieurs pixels contours peuvent être connexes au pixel contour courant. Nous proposons de retenir le pixel contour connexe au pixel contour courant dont le vecteur formé par ces deux pixels contours aura la direction la plus proche de celle de la direction locale du vaisseau. Afin de choisir le pixel contour suivant correctement parmi ces pixels contours connexes, nous proposons de calculer le produit scalaire normalisé $Prod_i$ suivant, exprimé ici pour le suivi d'un contour gauche:

$$Prod_i = \frac{\overrightarrow{G_c G_s^i} \cdot \overrightarrow{d_j}}{\|\overrightarrow{G_c G_s^i}\| \cdot \|\overrightarrow{d_j}\|} \quad (5.14)$$

où G_s^i est le $i^{\text{ème}}$ pixel contour gauche connexe au pixel contour gauche courant G_c , et $\overrightarrow{d_j}$ est le vecteur qui représente la direction locale du vaisseau, calculé à la section de calcul Sc_j .

Le pixel contour G_s^i dont le produit scalaire est le plus élevé devient alors le pixel suivant G_s . Le pixel contour suivant G_s^i est le pixel contour dans le voisinage 3x3 du pixel contour courant choisi selon la direction la plus proche de la direction locale du vaisseau.

Dans le cas où les produits scalaires sont égaux, le pixel contour suivant gauche est celui qui est le plus près du pixel contour droit courant: ce choix permet de poursuivre le suivi selon la direction locale et de respecter la continuité du pseudo-diamètre du vaisseau.

5.4 QUELQUES CAS DE SUIVI DE PIXELS CONTOURS DE VAISSEAUX RÉTINIENS

Afin d'illustrer le comportement de notre méthode sur des cas particuliers, nous présentons, dans cette partie, des résultats obtenus par notre algorithme de suivi de pixels contours de vaisseaux sur différentes zones d'images couleur de fond d'œil.

5.4.1 Premier exemple

Le premier exemple montre les différentes étapes de notre algorithme. L'image initiale est l'image couleur de fond d'oeil présentée sur la figure 5. 18, sur laquelle sont indiqués la papille, les vaisseaux rétiniens et les lésions de rétinite à C.M.V. La figure 5. 19 représente l'image binaire filtrée des contours de l'image de la figure 5. 18, obtenue grâce à l'algorithme de détection de contours exposé au Chapitre 4. Les paramètres de détection de contours sont les suivants: système de représentation $Lu*v*$, coefficient de filtrage de Deriche $\alpha = 0.8$, les seuils haut et bas étant $S_h=3$ et $S_b=1$. Nous constatons que la figure 5. 19 ne contient pas que des pixels contours de vaisseaux. Les pixels contours initiaux du vaisseau à suivre sont ensuite sélectionnés de façon interactive afin de fixer le premier noeud courant du vaisseau à suivre.

Une zone de la figure 5. 19 est agrandie et présentée sur la figure 5. 20 afin d'illustrer le comportement de notre algorithme sur un cas de rupture de connexité entre les pixels contours. La figure 5. 21 montre le vaisseau reconstruit par notre approche avec $K_t = 0.2$, $K_v = 1.5$, $K_d = 1.5$. Il est représenté par ses contours blancs dessinés en overlay sur l'image couleur.

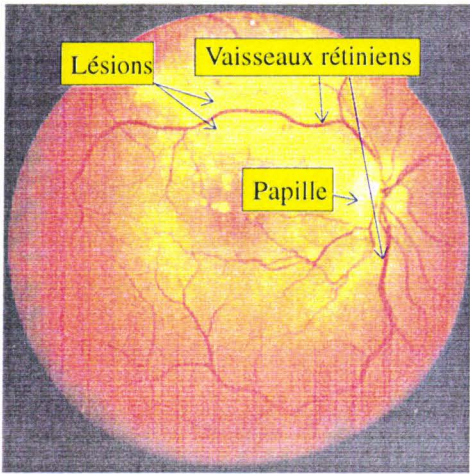


Figure 5. 18: Une image de fond d'oeil couleur.

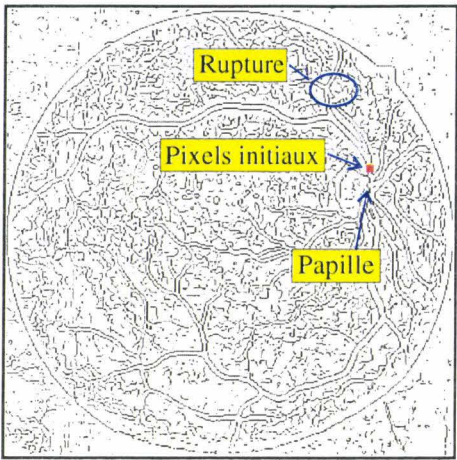


Figure 5. 19: Image binaire filtrée des contours de l'image de la figure 5. 18.

Cette figure montre que les discontinuités sont comblées par prolongement du contour suivant la direction locale du vaisseau. D'autre part, les trois noeuds de bifurcation représentés par des carrés verts sur la figure 5. 21 ont tous été bien détectés. Ils donnent naissance chacun à des vaisseaux fils, ce qui permet de modéliser le réseau vasculaire par un arbre binaire (cf. figure 5. 22).

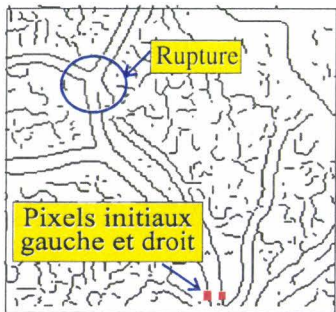


Figure 5. 20: Image binaire filtrée des contours.

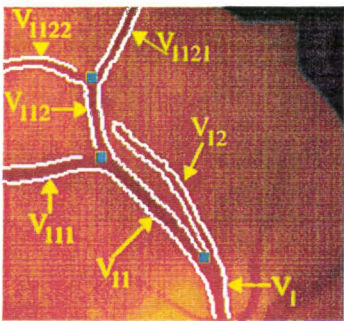


Figure 5. 21: Vaisseaux reconstruits.

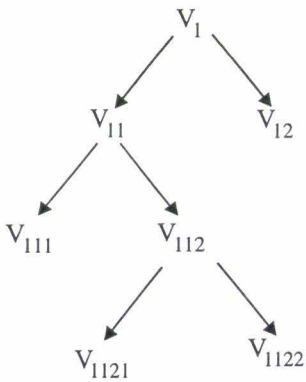


Figure 5. 22: Arbre binaire.

5.4.2 Deuxième exemple

Un deuxième exemple est proposé pour illustrer le comportement de notre algorithme. Nous présentons un nouvel échantillon d'image couleur de fond d'oeil sur la figure 5. 23.

L'image binaire filtrée des contours correspondant est présentée sur la figure 5. 24. Nous nous arrêtons sur trois cas particuliers entourés sur la figure 5. 24.

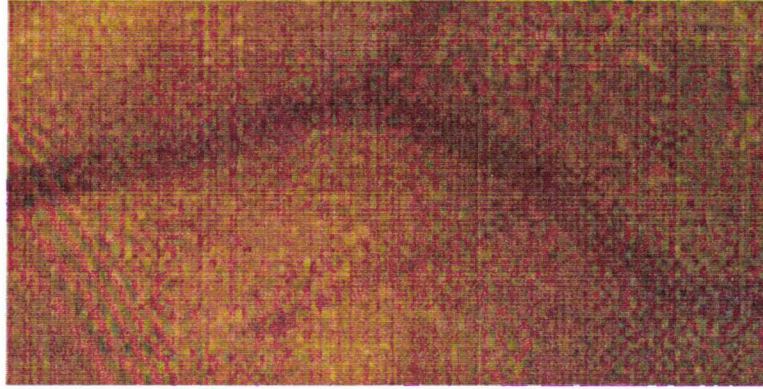


Figure 5. 23: Image couleur originale.

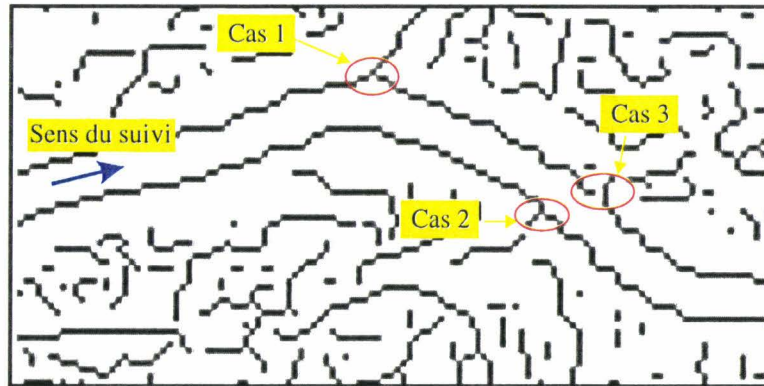


Figure 5. 24: Image binaire filtrée des contours.

5.4.2.1 Premier cas

Pour le premier cas, noté Cas 1, sur la figure 5. 24, l'algorithme détecte deux pixels contour gauches, notés G_s^1 et G_s^2 connexes au pixel contour courant gauche(cf. figure 5. 25). Au noeud courant formé par D_c-G_c , la direction locale est la direction 7, représentée par le vecteur $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ selon le repère (x,y).

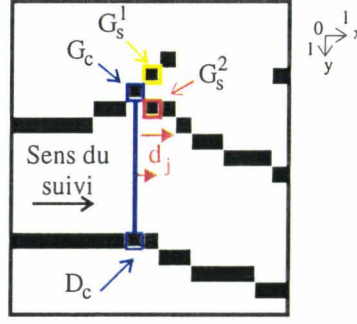


Figure 5. 25: Cas 1.

Les produits scalaires normalisés entre le vecteur $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ et les deux vecteurs

$\vec{G}_c G_s^1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ et $\vec{G}_c G_s^2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ sont:

$$Prod_1 = \frac{\vec{G}_c G_s^1 \cdot \vec{d}_j}{\|\vec{G}_c G_s^1\| \cdot \|\vec{d}_j\|} = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

$$Prod_2 = \frac{\vec{G}_c G_s^2 \cdot \vec{d}_j}{\|\vec{G}_c G_s^2\| \cdot \|\vec{d}_j\|} = \frac{1}{\sqrt{2}}.$$

Les deux produits scalaires normalisés étant égaux, nous choisissons donc le pixel G_s^2 qui est plus près de D_c que G_s^1 .

5.4.2.2 Deuxième cas

Le deuxième cas, noté Cas 2 sur la figure 5. 24, illustre le comportement de notre algorithme quand il détecte également deux pixels contours connexes à un pixel contour courant.

Cet exemple est détaillé sur la figure 5. 26.

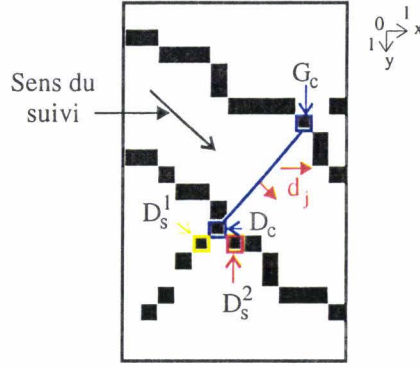


Figure 5. 26: Cas 2.

La direction locale au noeud courant (en bleu) est la direction 8, représentée par le vecteur $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$. Cette direction est calculée selon la méthode présentée au §5.3.2. Au pixel courant droit D_c , l'algorithme de suivi rencontre deux pixels contours connexes, notés D_s^1 (en jaune) et D_s^2 (en rouge). Afin de choisir lequel de ces deux pixels sera le pixel contour suivant droit, nous calculons les produits scalaires normalisés entre le vecteur $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ et les deux vecteurs $\overrightarrow{D_c D_s^1} = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$ et $\overrightarrow{D_c D_s^2} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$:

$$Prod_1 = \frac{\overrightarrow{D_c D_s^1} \cdot \vec{d}_j}{\|\overrightarrow{D_c D_s^1}\| \cdot \|\vec{d}_j\|} = 0$$

$$Prod_2 = \frac{\overrightarrow{D_c D_s^2} \cdot \vec{d}_j}{\|\overrightarrow{D_c D_s^2}\| \cdot \|\vec{d}_j\|} = 1.$$

Ainsi, le pixel contour droit suivant est: $D_s = D_s^2$ car $Prod_2 > Prod_1$.

Nous constatons que le suivi est effectué selon la direction locale, malgré la présence de cette ambiguïté.

5.4.2.3 Troisième cas

Le troisième cas, noté Cas 3 sur la figure 5. 24, est détaillé sur les figures 5. 27 et 5. 28.

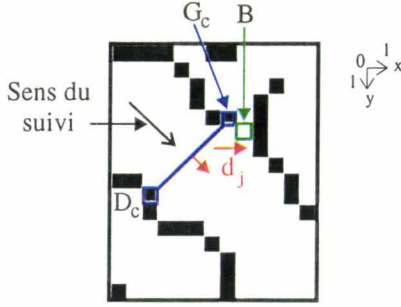


Figure 5. 27: Cas 3: 1^{er} temps.

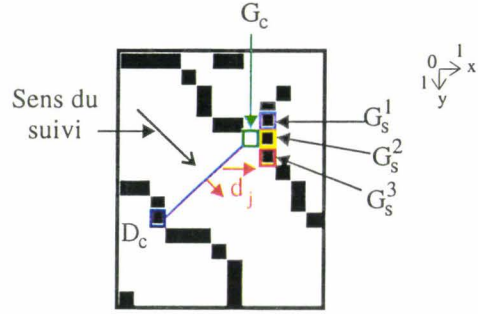


Figure 5. 28: Cas 3: 2^{ème} temps.

Dans un premier temps, l'algorithme ne peut pas trouver un pixel contour qui soit connexe au pixel contour courant gauche G_c . La direction locale à cette section est la direction 8, représentée par le vecteur $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$. L'algorithme comble donc cette rupture de connexité selon cette direction: le pixel contour suivant devient donc le pixel noté B (en vert sur la figure 5. 27).

Dans un deuxième temps, le pixel contour noté B devient à son tour le pixel contour courant: $G_c = B$. L'algorithme détecte alors trois pixels contours connexes à B : G_s^1 , G_s^2 et G_s^3 (cf. figure 5. 28). Les produits scalaires normalisés entre le vecteur $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ et les trois

vecteurs $\overrightarrow{G_c G_s^1} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$, $\overrightarrow{G_c G_s^2} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ et $\overrightarrow{G_c G_s^3} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ sont:

$$Prod_1 = \frac{\overrightarrow{G_c G_s^1} \cdot \vec{d}_j}{\|\overrightarrow{G_c G_s^1}\| \cdot \|\vec{d}_j\|} = 0$$

$$Prod_2 = \frac{\overrightarrow{G_c G_s^2} \cdot \overrightarrow{d_j}}{\|\overrightarrow{G_c G_s^2}\| \cdot \|\overrightarrow{d_j}\|} = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

$$Prod_3 = \frac{\overrightarrow{G_c G_s^3} \cdot \overrightarrow{d_j}}{\|\overrightarrow{G_c G_s^3}\| \cdot \|\overrightarrow{d_j}\|} = 1$$

Ainsi, le pixel contour gauche suivant est: $G_s = G_s^3$ car $Prod_3$ est le plus grand des trois produits scalaires normalisés.

Le résultat obtenu sur les trois cas est présenté sur la figure 5. 29. Nous pouvons constater que malgré la présence de ces trois cas particuliers, le vaisseau principal est bien reconstruit. Les noeuds validés y sont présentés successivement en blanc, noir, rouge, vert et bleu, afin de les distinguer les uns des autres.

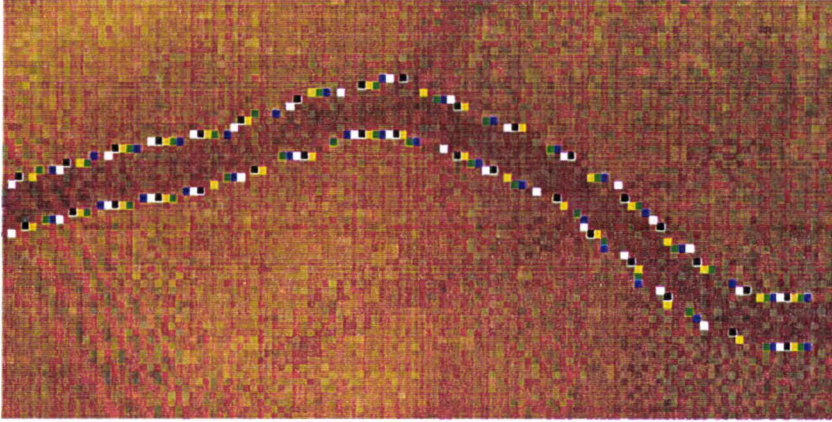


Figure 5. 29: Vaisseau reconstruit.

5.4.3 Exemple de suivi d'un vaisseau avec une bifurcation

Nous présentons sur la figure 5. 30, un exemple de suivi d'un vaisseau dans le cas où la procédure détecte une bifurcation. Il s'agit de la même image que celle présentée sur la figure 5. 16. Nous notons Sc_j^v , la $j^{\text{ème}}$ section de calcul du vaisseau numéro v . Les sections de calcul du vaisseau principal sont notés Sc_j^1 . De la même manière, nous notons $\overrightarrow{d_j^v}$ le vecteur représentant la direction locale calculée lors de la section de calcul Sc_j^v . L'algorithme détecte

alors une bifurcation à la section de calcul Sc_2^1 (en jaune). Le vaisseau se divise en deux vaisseaux fils qui contiendront chacun les sections de calcul Sc_j^2 et Sc_j^3 .

Les points initiaux du suivi de contours du vaisseau principal sont les pixels contours en vert situés sur la section de calcul notée Sc_1^1 (en jaune). Le pseudo-diamètre initial de ce vaisseau est notée ϕ_{init}^1 . Après avoir défini le sens du suivi, la direction initiale est calculée à la section de calcul Sc_1^1 : elle correspond à la direction 3 décrite à la figure 5. 7. Elle est déterminée selon la méthode décrite au §5.3.2, à l'aide de trois vecteurs de longueur $L_v = Ent(K_v \cdot \phi_1^1)$. ϕ_1^1 est le pseudo-diamètre à la section de calcul Sc_1^1 , égal ici à ϕ_{init}^1 .

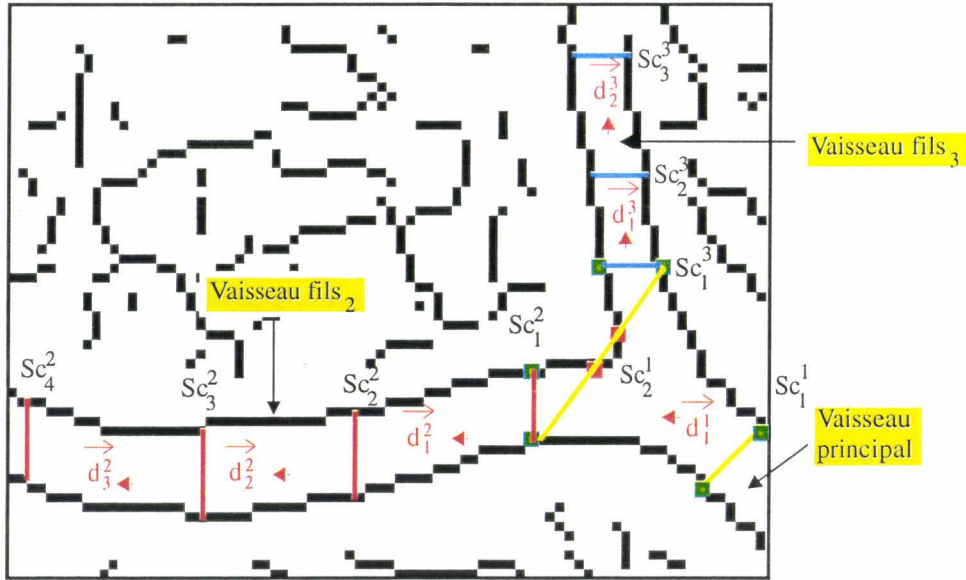


Figure 5. 30: Exemple de suivi de vaisseau ayant une bifurcation.

Arrivé à la section de calcul Sc_2^1 (en jaune), l'algorithme détecte une bifurcation, représentée par les pixels contours en rouge. L'algorithme arrête le suivi du vaisseau principal. Il effectue le suivi des deux vaisseaux fils qui sont initialisés à partir des deux nouveaux noeuds situés aux sections de calcul Sc_1^2 (en rouge) et Sc_1^3 (en bleu). Ces deux sections correspondent à celles, qui associées aux nouveaux pixels contours initiaux obtenus à l'issue de la détection de la bifurcation, respectent les critères de continuité du pseudo-diamètre et de validation colorimétrique.

Sur la figure 5. 31, nous constatons que les premiers noeuds des deux vaisseaux formés par (G_s, D_b) et (G_b, D_s) ne respectent pas le critère de continuité du pseudo-diamètre énoncé au §5.3.3. Par ailleurs, les sections correspondantes ne sont pas cohérentes pour la validation colorimétrique.

Ces deux noeuds sont alors traités au début du suivi de chacun des deux vaisseaux fils. Nous montrons sur la figure 5. 32 le traitement du noeud formé par la paire de pixels (G_s, D_b) (entouré sur la figure 5. 31). Au début du suivi, ces deux pixels contours forment donc le noeud courant, soit: $G_c = G_s$, et $D_c = D_b$.

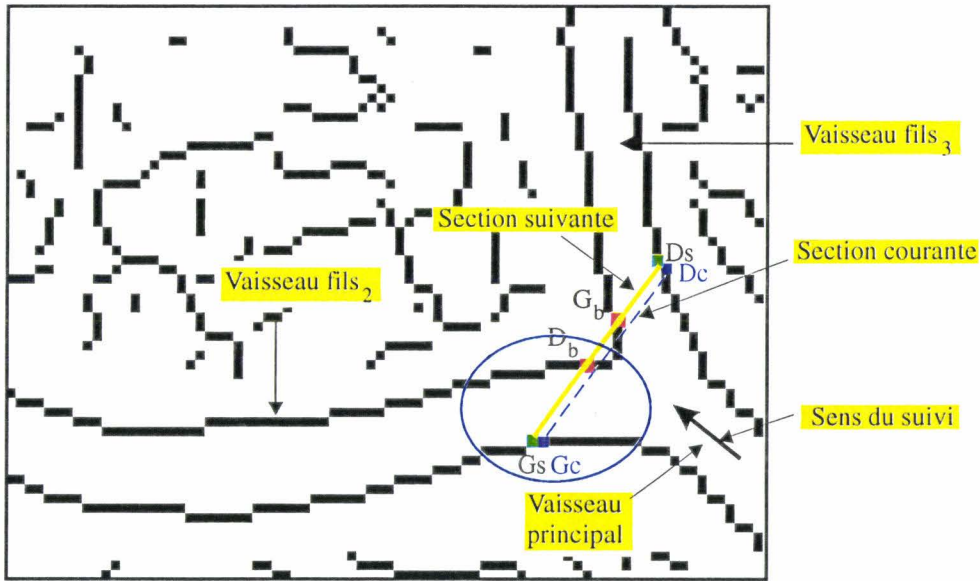


Figure 5. 31: Détection d'une bifurcation.

Nous testons, dans un premier temps, si le vaisseau a une courbure à gauche ou à droite. Pour cela, nous cherchons les pixels contours connexes aux pixels contours courants: nous trouvons les pixels contours notés G_s et D_s sur la figure 5. 31.

Sur cet exemple, la relation (5. 3) est vraie: le vaisseau a une courbure à gauche. Nous pouvons le constater sur l'image de la figure 5. 16. Il faut donc chercher les pixels contours droits qui satisfont la relation (5. 5).

Dans le cas de la figure 5. 32, le nouveau noeud initial du vaisseau fils 2 est constitué par la paire de pixels contours $G_c - D_s^7$ (avec $G_c = G_s^0$) et le noeud suivant par les pixels contour $G_s^1 - D_s^8$.

Le même principe est appliqué aux pixels contours (D_s , G_b) de la figure 5. 31.

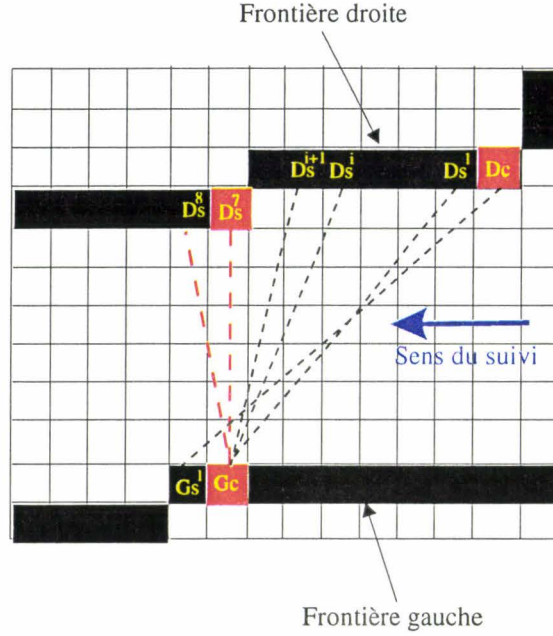


Figure 5. 32: Traitement des pixels contours initiaux d'un vaisseau fils.

Les nouveaux pixels contours initiaux du suivi des deux vaisseaux fils obtenus après le traitement proposé ci-dessus sont en vert sur la figure 5. 30. Les nouvelles sections de calcul obtenues à l'issue de ce traitement sont respectivement Sc_1^2 et Sc_1^3 .

Pour commencer le suivi du vaisseau fils 2, dont le noeud initial est situé sur la section de calcul Sc_1^2 , l'algorithme calcule la nouvelle valeur du pseudo-diamètre initial, noté ϕ_{init}^2 de Sc_1^2 . La direction locale est donc calculée sur la section de calcul Sc_1^2 et remise à jour toutes les $T_w^2 = Ent(K_d \cdot \phi_{init}^2)$ sections validées. La même procédure est appliquée sur l'autre vaisseau fils.

Les vaisseaux reconstruits sont présentés en overlay sur la figure 5. 33. Les noeuds validés y sont présentés en blanc. Les noeuds validés y sont présentés successivement en blanc, noir, jaune, vert et bleu. Nous pouvons constater que les sections validées respectent bien la continuité du pseudo-diamètre et que la bifurcation a été bien détectée.

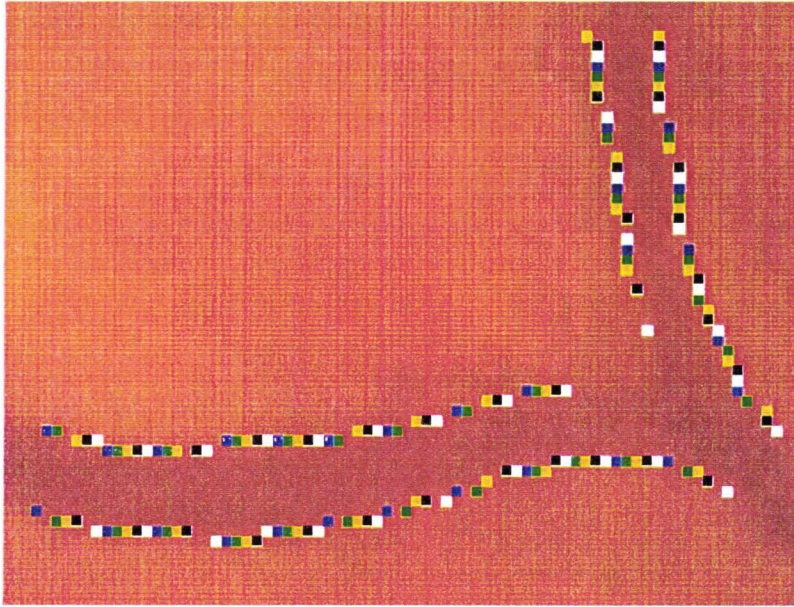


Figure 5. 33: Vaisseau reconstruit.

5.5 CONCLUSION

Nous avons proposé dans ce chapitre une méthode de reconstruction bidimensionnelle de l'arbre vasculaire rétinien par un suivi récursif de contours. L'originalité de notre approche réside dans la coopération région-contour: l'algorithme est fondé sur le suivi des contours, et la région est utilisée pour calculer la direction locale du vaisseau ainsi que pour valider les noeuds successifs. Cette méthode, fondée sur l'analyse d'images couleur de fond d'oeil, permet de reconstruire les différentes branches des vaisseaux rétiniens.

Nous avons traité plusieurs cas de figure possibles qui peuvent se présenter lors du suivi des pixels contours des vaisseaux. Les méthodes proposées pour résoudre ces cas particuliers sont efficaces afin d'obtenir une reconstruction correcte des vaisseaux. Toutefois, la détection des noeuds de bifurcation est limitée par la présence de bruits dans le fond rétinien: en effet, si le fond rétinien est trop bruité, l'algorithme risque de détecter des faux noeuds de bifurcation et donc d'effectuer un suivi de contours qui ne correspondent pas à des frontières de vaisseaux.

Nous avons introduit dans ce chapitre plusieurs paramètres pour le suivi des contours. Dans le chapitre suivant, nous présentons le réglage de ces paramètres, ainsi que le résultat de notre approche sur plusieurs images de fond d'oeil couleur.

Chapitre 6

Résultats

Sommaire

6.1 Introduction

6.2 Les paramètres du suivi récursif des contours

6.3 Réglage des paramètres du suivi récursif des contours

6.4 Application de la reconstruction bidimensionnelle à quelques images

6.5 Conclusion

6.1 INTRODUCTION

Dans le chapitre 5, nous avons présenté notre algorithme de reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux rétiniens. Nous avons alors défini plusieurs paramètres utilisés par la méthode que nous proposons pour effectuer le suivi des contours.

Il est difficile de régler ces différents paramètres. Ainsi, il nous semble essentiel de présenter une démarche séquentielle de réglage des différents paramètres, afin que l'utilisateur, en la suivant, soit capable de tirer profit de notre algorithme.

Pour cela, nous allons récapituler dans un premier temps, l'ensemble des paramètres utilisés par notre méthode, puis comment la phase de réglage doit être effectuée.

Afin de choisir de manière objective ces paramètres et de juger la qualité de la reconstruction des vaisseaux rétiniens, nous introduisons plusieurs critères quantitatifs. Il est à noter que, vue la diversité des fonds d'oeil, cette phase de réglage doit être réalisée pour chaque patient.

Enfin, dans un troisième temps, nous montrons le résultat de notre approche sur quelques images cliniques.

6.2 LES PARAMÈTRES DU SUIVI RÉCURSIF DES CONTOURS

Nous rappelons les différents paramètres utilisés dans notre approche. Celle-ci est fondée sur le suivi récursif des pixels contours représentant les deux frontières du vaisseau à suivre dans une image couleur de fond d'oeil. Ce suivi analyse l'image couleur du fond d'oeil et l'image binaire de ses contours obtenue par la méthode présentée au Chapitre 4, puis filtrée avec la méthode inspirée de celle de Coste [Coste 96].

Les différents paramètres utilisés par le suivi récursif sont les suivants.

Pour l'extraction des pixels contours:

- le paramètre α du filtre de Deriche est utilisé pour l'évaluation du gradient sur chacune des composantes colorimétriques. Nous avons conclu au §4.3.3 que la valeur de α fixée à 0.8 constitue un bon compromis entre une localisation satisfaisante et une détection suffisamment sensible.
- les seuils bas et haut, notés respectivement S_b et S_h , sont utilisés pour le seuillage par hystérésis afin d'obtenir l'image binaire des contours.

Pour le suivi récursif des vaisseaux:

- Le paramètre K_v est utilisé pour la détermination de la direction locale d'un vaisseau. C'est un coefficient multiplicatif du pseudo-diamètre initial pour fixer la norme des vecteurs utilisés dans le calcul de la direction locale.
- Le paramètre K_d est utilisé pour la détermination du pas de calcul de la direction locale d'un vaisseau. C'est également un coefficient multiplicatif du pseudo-diamètre initial du vaisseau.
- Le paramètre K_r représente la tolérance de la variation de la moyenne de la composante rouge entre un noeud courant et le noeud suivant lors du suivi des pixels contours.

6.3 RÉGLAGE DES PARAMÈTRES DU SUIVI RÉCURSIF DES CONTOURS

Nous présentons les procédures de réglage des paramètres de notre approche.

Nous proposons d'ordonner le réglage des paramètres. Dans un premier temps, il faut choisir le seuil haut et le seuil bas pour extraire les contours. Puis il faut fixer le paramètre K_v , qui influence le calcul de la direction locale, ensuite le paramètre K_d pour la détermination du pas de calcul de la direction locale, et enfin le paramètre K_t pour le critère d'arrêt du suivi.

6.3.1 Choix des seuils bas et haut

Les paramètres S_b et S_h (seuils bas et haut) sont utilisés pour effectuer un seuillage par hystérésis sur l'image des maximums locaux du gradient couleur. Cette image des maximums locaux est obtenue à l'aide de la méthode de détection de contours présentée au Chapitre 4.

Nous rappelons que le seuillage par hystérésis consiste à ne retenir que les pixels dont le niveau de gris est supérieur au seuil haut S_h , ainsi que ceux dont le niveau de gris est supérieur au seuil bas S_b et dont le voisinage 3x3 contient au moins un pixel avec le niveau de gris supérieur au seuil haut S_h . Le seuillage par hystérésis permet de réduire le nombre de pixels contours isolés ainsi que la coupure des contours.

Nous avons testé sur plusieurs images de fond d'oeil le seuillage par hystérésis avec différentes valeurs de ces seuils. Nous en montrons un exemple.

Sur la figure 6. 3, nous montrons l'histogramme relatif à l'image de la figure 6. 2. qui contient les maximums locaux du gradient couleur de l'image de la figure 6. 1. Nous constatons que les valeurs de la réponse à ce gradient couleur sont faibles.

Afin de déterminer les valeurs des seuils haut et bas et leur influence, nous appliquons, dans un premier temps, un seuillage simple sur l'image des maximums locaux afin de déterminer le seuil haut adéquat. Nous notons S la valeur de ce seuil simple. Les figures 6. 4 à 6. 8 présentent les images seuillées avec respectivement les valeurs de seuil égales à 1, 2, 3, 4 et 5. Notre algorithme de reconstruction bidimensionnelle étant fondé sur le suivi des contours, il faut choisir des seuils qui permettent d'obtenir le plus de contours possibles. Nous

constatons que certains contours de vaisseaux disparaissent avec $S=5$, tandis que les seuils 1 et 2 fournissent des images binaires trop bruitées, rendant le suivi des vaisseaux plus difficile. Par contre, visuellement, nous constatons qu'il n'y a pas beaucoup de différence entre celle obtenue avec $S=3$ et $S=4$.

Afin de montrer la différence qui existe entre les images binaires seuillées avec $S=4$ et $S=3$, nous montrons sur la figure 6. 9 l'image seuillée avec $S=3$; les pixels qui sont absents dans l'image seuillée avec $S=4$ y sont désignés en rouge. Bien que la différence soit minime, nous constatons que il y des coupures sur certains contours des vaisseaux. Nous fixons donc $S_h=3$.

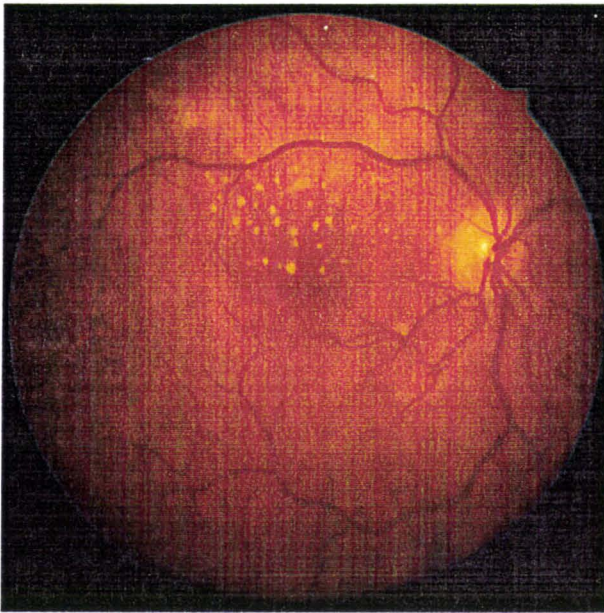


Figure 6. 1: Image originale en couleur.

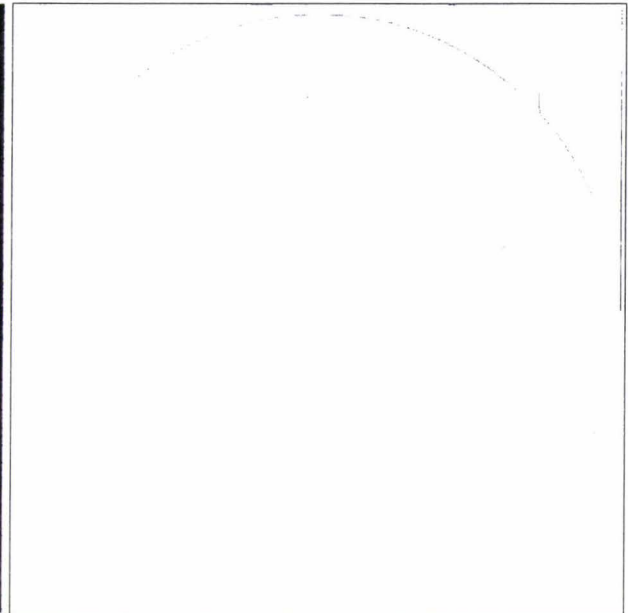


Figure 6. 2: Image des maximums locaux du gradient couleur.

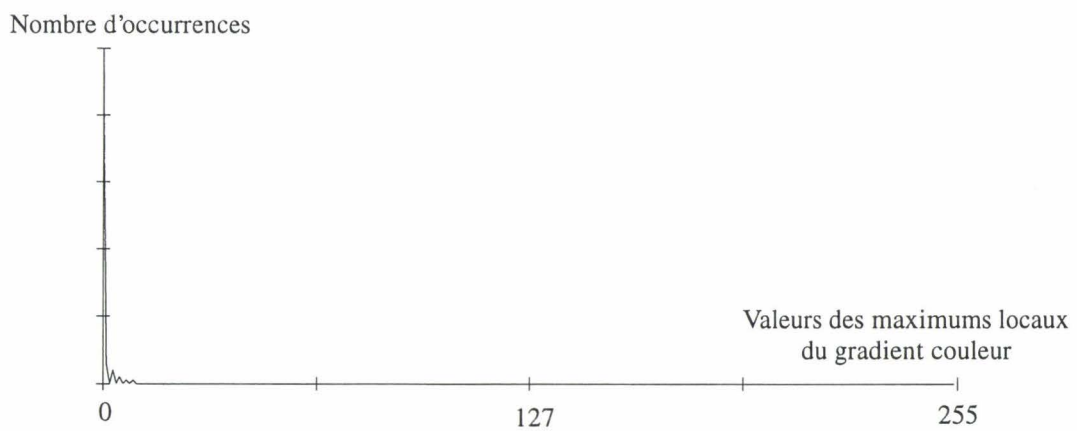


Figure 6. 3: Histogramme de l'image de la figure 6. 2.

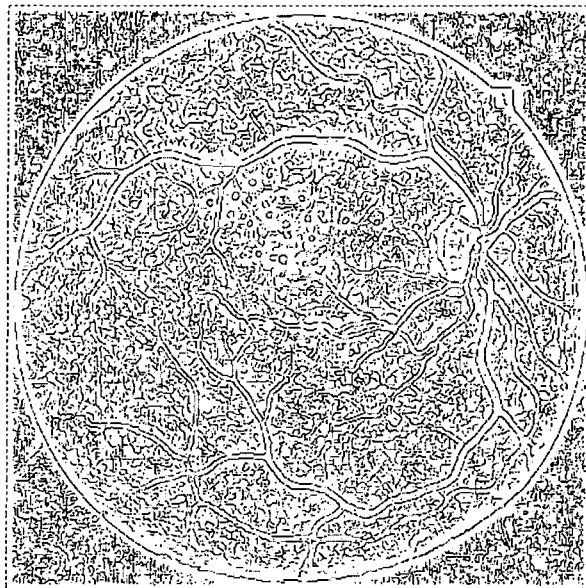
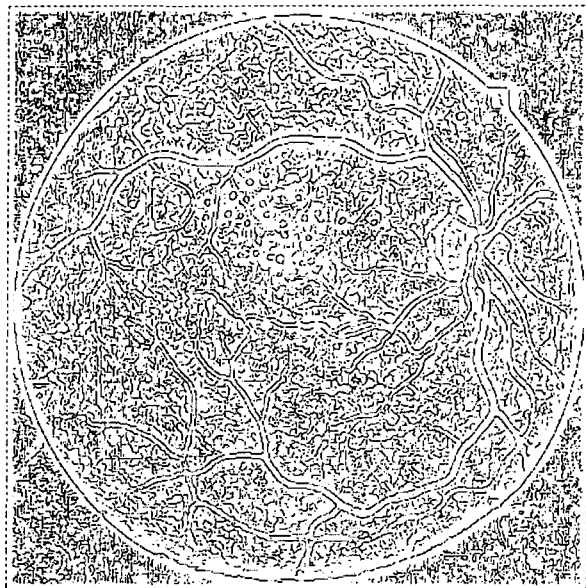


Figure 6. 4: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S=1$. Figure 6. 5: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S=2$.

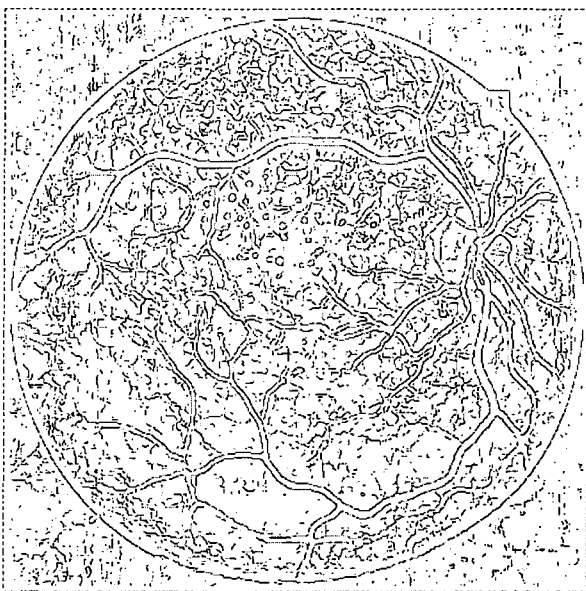
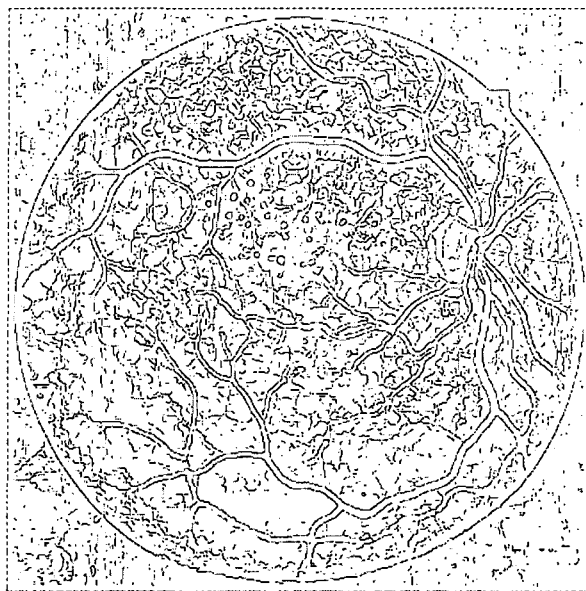


Figure 6. 6: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S=3$. Figure 6. 7: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S=4$.

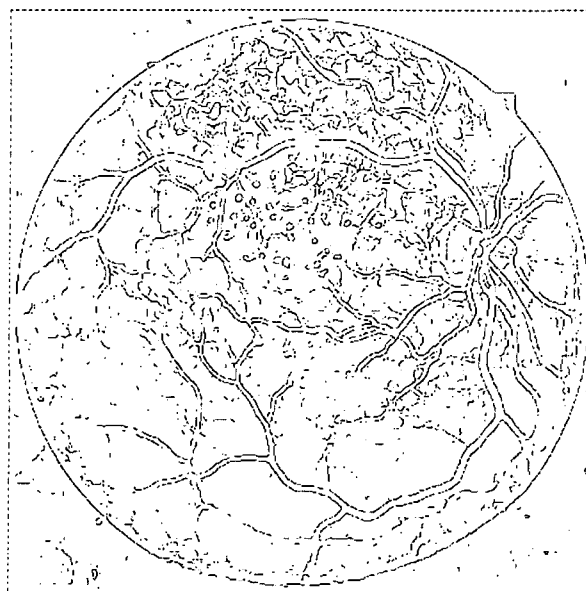


Figure 6. 8: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S=5$.

Seuillage simple avec un seuil S variable.

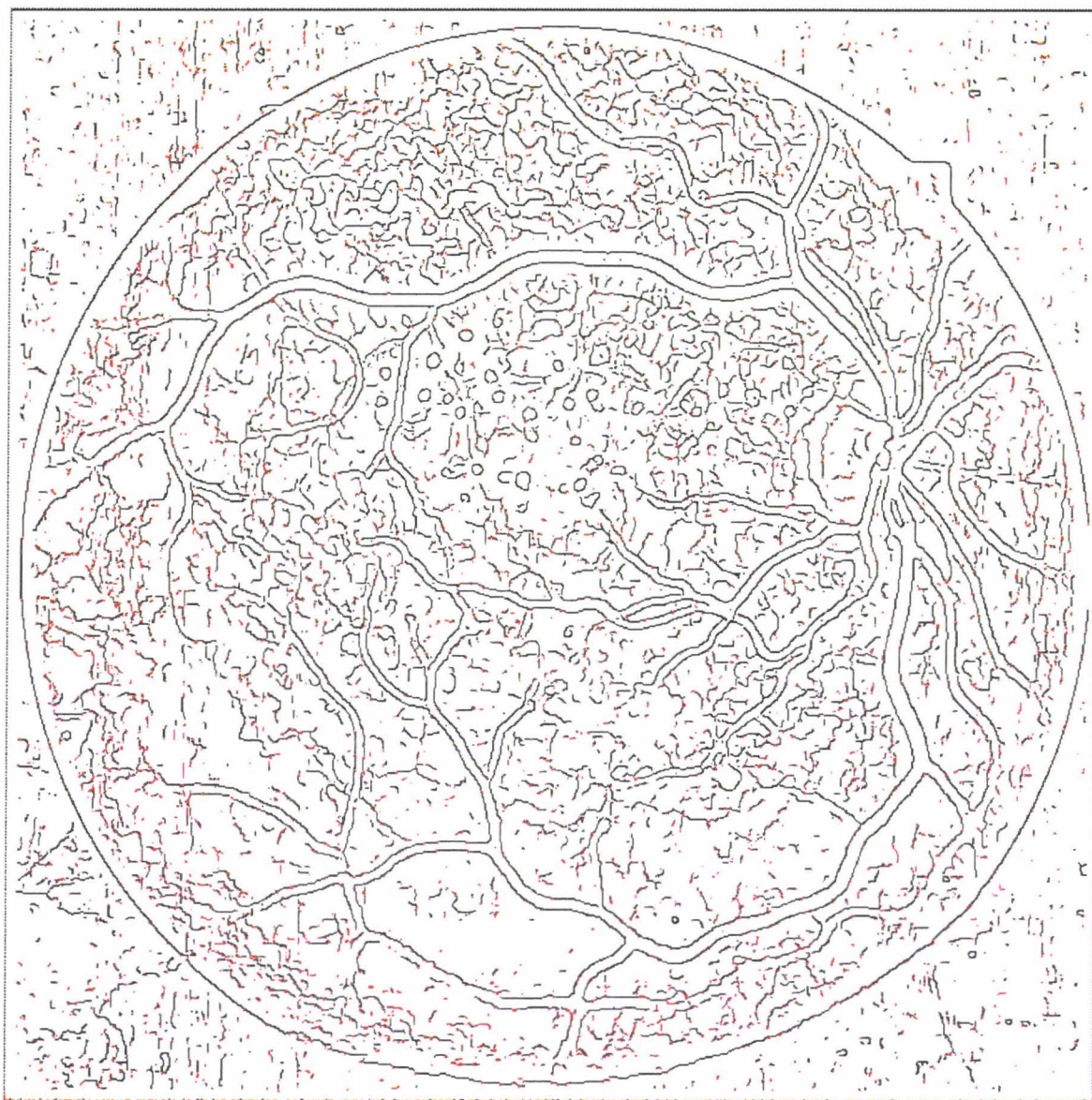


Figure 6. 9: Comparaison entre l'image seuillée avec $S=3$ et $S=4$: les pixels en rouge sont ceux qui sont absents sur l'image seuillée avec $S=4$.

Dans un deuxième temps, nous étudions l'influence du seuil bas: nous fixons S_h à 3, et faisons varier S_b . En comparant les images obtenues avec la valeur de S_b égale à 1, 2 (cf. figures 6. 10 et 6. 11), nous constatons qu'il n'y a aucune différence entre les images obtenues avec $S_b=1$ et $S_b=2$. Nous fixons donc $S_b=1$.

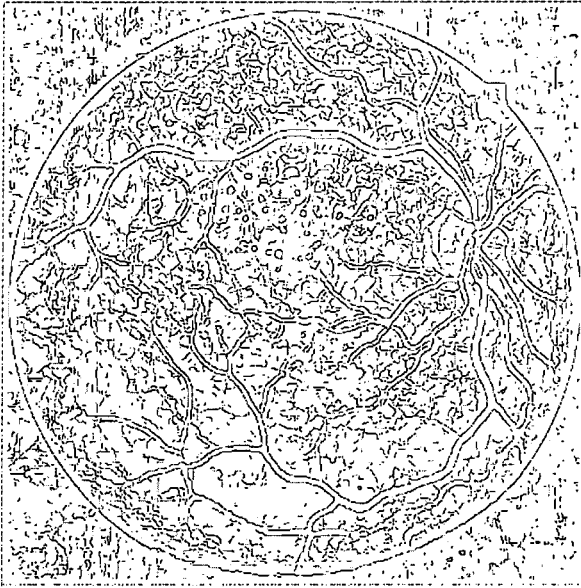


Figure 6. 10: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S_b=1$ et $S_h=3$.

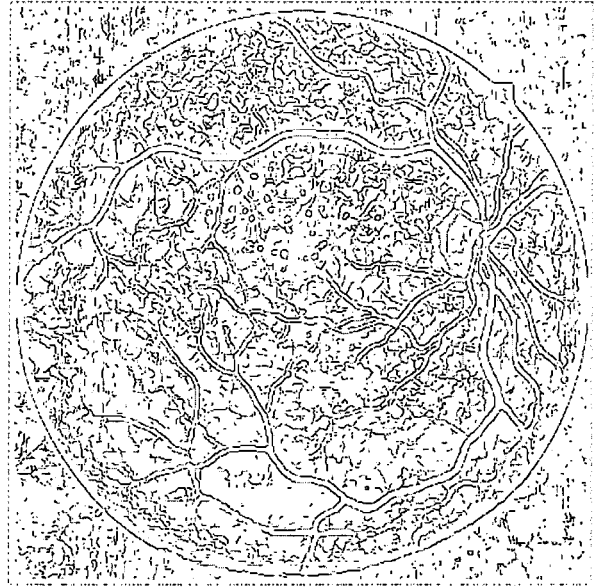


Figure 6. 11: Image de la figure 6. 2 seuillée avec $S_b=2$ et $S_h=3$.

Pour d'illustrer l'apport du seuillage par hystérésis, nous montrons sur la figure 6. 12 l'image seuillée avec $S=3$: les pixels en rouge représentent ceux qui sont rajoutés par le seuillage par hystérésis avec $S_b=1$ et $S_h=3$. Nous constatons que le seuillage par hystérésis a permis de réduire le nombre de pixels contours isolés, le risque de coupure des contours, ainsi que les bruits de faible niveau. Aussi, pour toutes nos applications, nous choisissons $S_b=1$, $S_h=3$.

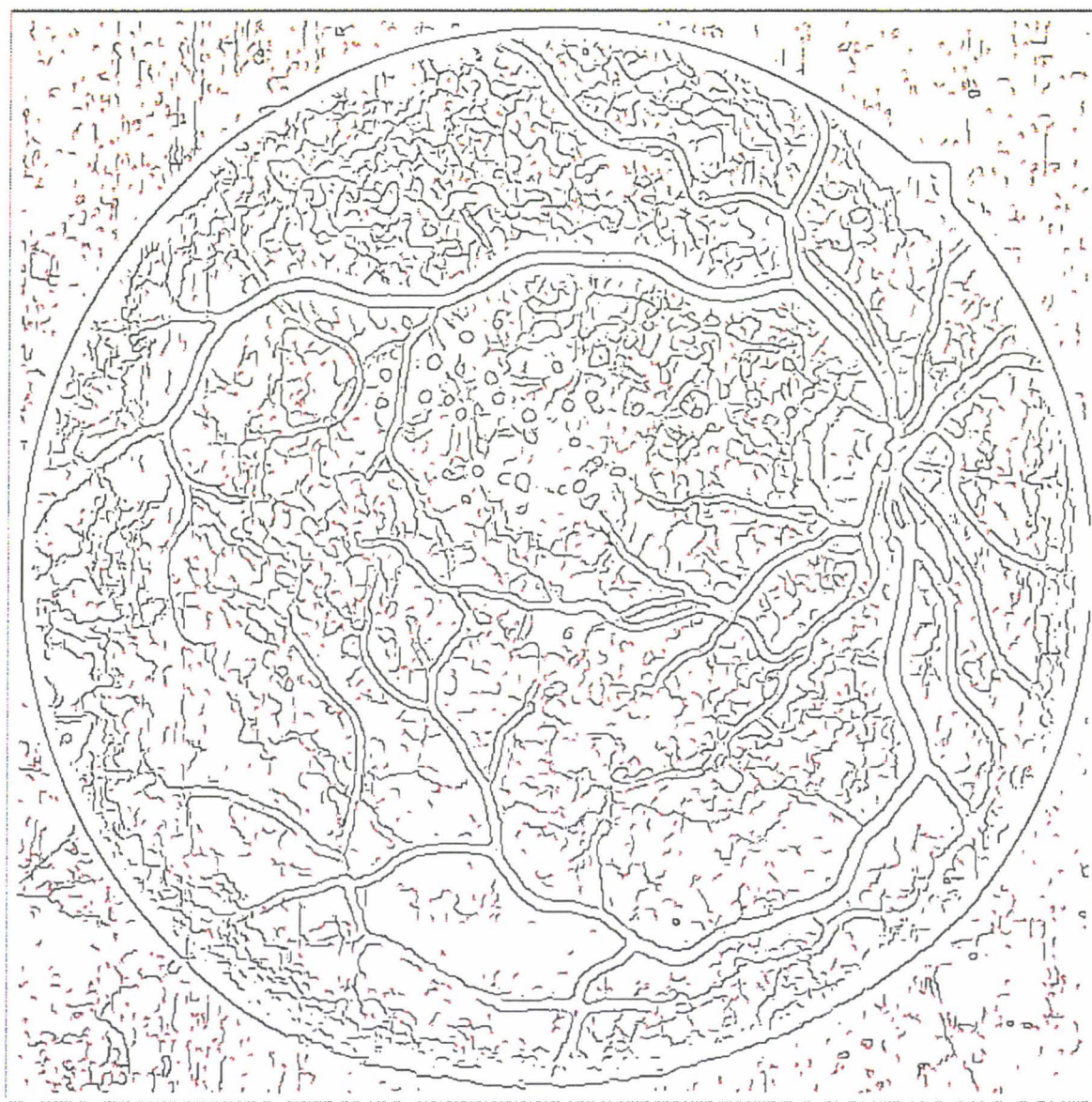


Figure 6. 12: Comparaisons entre le seuillage par hystérésis et le seuillage simple: les pixels ajoutés par le seuillage par hystérésis sont en rouge.

6.3.2 Critères de jugement de la reconstruction vasculaire

Afin de choisir les valeurs des paramètres K_v , K_d et K_l adéquates pour chaque image, nous devons juger de la qualité de la reconstruction des vaisseaux. Pour cela, nous introduisons sept critères quantitatifs désignés en gras italique dans la suite du texte.

Pour comparer les résultats, nous déterminons le *nombre de noeuds reconstruits* ainsi que le *nombre de noeuds de bifurcation détectés* par notre algorithme. D'autre part, nous évaluons visuellement le *nombre de vrais noeuds de bifurcation* dans une image. Ceci nous permet de compter visuellement le *nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés* parmi les noeuds de bifurcation détectés par l'algorithme: en effet, celui-ci peut être inférieur au nombre de noeuds de bifurcation détectés dans le cas où il y a des fausses détections. Nous déterminons également visuellement le *nombre de vaisseaux fils effectivement suivis* par l'algorithme en comptant les vaisseaux fils suivis à partir des vrais noeuds de bifurcation détectés.

Sur les images résultats, les pixels contours des vaisseaux reconstruits sont marqués en blanc et les pixels centraux des vaisseaux reconstruits, qui correspondent aux milieux des sections validées, sont marqués en bleu. Les vrais noeuds de bifurcation des vaisseaux à reconstruire sont désignés par les carrés verts et les vrais noeuds de bifurcation effectivement détectés par notre algorithme sont représentés par des numéros en bleu. Ainsi, le lecteur peut constater où le suivi d'un vaisseau s'est arrêté et quelles sont les bifurcations qui ont été identifiées.

Pour juger de la qualité de la reconstruction, nous proposons, dans un premier temps, de nous baser sur le *nombre de noeuds reconstruits*, le *nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés* et le *nombre de vaisseaux fils suivis* pour chaque vaisseau. Ainsi, pour un vaisseau donné, plus le nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés est proche de celui des vrais noeuds de bifurcation, meilleure est sa reconstruction. Par ailleurs, le nombre de vaisseaux fils suivis doit être égal au double du nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés. Si ce critère n'est pas respecté, il peut s'agir soit, d'une mauvaise détection des noeuds de bifurcation, soit de la fin prématurée du suivi du vaisseau fils.

Ces critères peuvent être quantifiés à l'aide des deux paramètres suivants:

$$Q_1 = \frac{\text{Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés}}{\text{Nombre de noeuds de bifurcation détectés}} \cdot 100 \quad (6.1)$$

$$Q_2 = \frac{\text{Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés}}{\text{Nombre de vrais noeuds de bifurcation}} \cdot 100 \quad (6.2)$$

Q_1 représente le pourcentage qu'un noeud de bifurcation détecté par l'algorithme soit effectivement un vrai noeud de bifurcation. Q_2 représente le pourcentage de la détection des vrais noeuds de bifurcation détectés. La qualité de la détection des noeuds de bifurcation est d'autant meilleure que Q_1 et Q_2 sont proches de 100%.

Toutefois, il est à noter que ces valeurs ne sont pas suffisantes pour juger de la qualité de la reconstruction. En effet, bien qu'il existe un critère de validation colorimétrique pour chaque noeud reconstruit, des fausses détections peuvent survenir. Aussi, dans un deuxième temps, afin d'être sûr de la qualité de la reconstruction, nous utilisons un critère visuel de localisation: un vaisseau est bien reconstruit quand la position des pixels contours du vaisseau reconstruit coïncide avec celle des frontières du vaisseau suivi. Il serait intéressant d'en connaître le nombre. Malheureusement, notre méthode ne permet pas de le faire. Nous ne pouvons qu'utiliser ce critère visuel de localisation: ainsi, un noeud est bien reconstruit si les pixels contours associés délimitent bien le corps du vaisseau à suivre d'une part (marqués en blanc sur les images résultats), et que le pixel central correspondant (marqué en bleu sur les images résultats) se trouve au milieu du corps du vaisseau (cf. figure 6. 13).

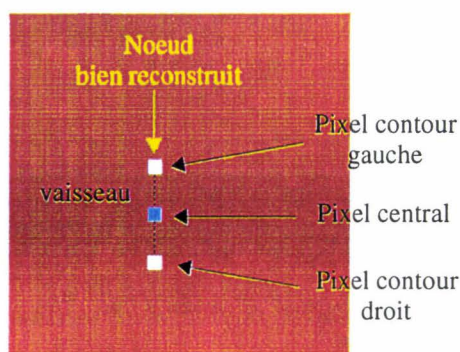


Figure 6. 13: Noeud bien reconstruit.

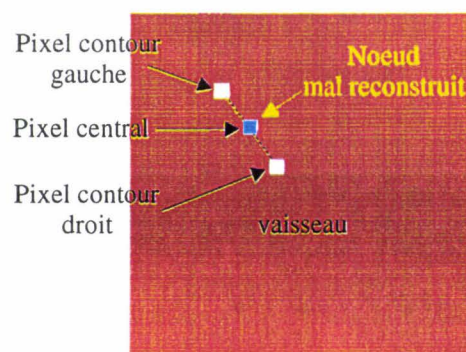


Figure 6. 14: Un cas de noeud mal reconstruit.

6.3.3 Choix du paramètre K_v

Le paramètre K_v est utilisé pour le calcul de la direction locale du vaisseau. Le calcul est effectué à l'aide de trois vecteurs de norme $L_v = Ent(K_v \cdot \phi_{init})$, ϕ_{init} étant le pseudo-diamètre initial du noeud. Nous fixons le paramètre K_d , utilisé pour le pas de calcul de la direction locale, égal à 1.0 et K_t à 0.2.

Nous appliquons notre méthode sur une image de fond d'oeil couleur avec différentes valeurs de K_v , afin de trouver une valeur qui permet de reconstruire correctement les vaisseaux. Les images résultant de la reconstruction sont présentées sur les figures 6. 15 à 6. 20.

Nous constatons que pour K_v , compris entre 1 et 2, les nombres de noeuds reconstruits sont supérieurs à ceux obtenus avec $K_v=0.25$, $K_v=0.5$ et $K_v=2.5$ (cf. Tableaux 1 à 4).

Le tableau 1 correspond à la reconstruction de Vaisseau₁. Il indique que quelle que soit la valeur de K_v , la moitié des vrais noeuds de bifurcation à détecter sont retrouvés par notre algorithme. Le tableau 2, lié à la reconstruction de Vaisseau₂, montre que seules les valeurs de K_v comprises entre 1 et 2 permettent de retrouver un nombre significatif de vrais noeuds de bifurcation (voir Q_2). Le tableau 3, correspondant à la reconstruction de Vaisseau₁, met en évidence que près de la moitié des noeuds de bifurcation à détecter sont détectés par notre algorithme. Le récapitulatif des trois tableaux, inscrit dans le tableau 4, indique que les valeurs les plus élevées de Q_1 et de Q_2 correspondent aux valeurs de K_v comprises entre 1 et 2.

Par ailleurs, pour $K_v=1.5$, nous avons $Q_1=83\%$ et $Q_2=60\%$, ce qui veut dire que, pour cette image, l'algorithme arrive à détecter 60% de vrais noeuds de bifurcation parmi ceux qui sont présents sur les vaisseaux à reconstruire, et que 83% des noeuds de bifurcation détectés sont des vrais noeuds de bifurcation (cf. Total des vaisseaux sur Tableau 4). Toutefois, nous pouvons constater visuellement sur les images résultats que l'algorithme parvient à reconstruire les principales branches des vaisseaux, ce qui permet de modéliser l'arbre vasculaire rétinien. Nous constatons également que le nombre de vaisseaux fils n'est jamais égal au double du nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés. Ceci est dû au fait que le noeud de bifurcation est détecté sans que le suivi des vaisseaux fils qui en sont issus puisse aboutir à une reconstruction satisfaisante.

Pour cette image, nous choisissons donc $K_v=1.5$, ce qui permet d'obtenir la meilleure reconstruction possible.

	Vaisseau 1						Q1	Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kv=0,25	716	8	14	14	7	88%	50%	
Kv=0,5	862	8	14	14	7	88%	50%	
Kv=1,0	854	8	14	14	7	88%	50%	
Kv=1,5	862	9	14	14	8	89%	57%	
Kv=2,0	845	9	15	14	8	89%	57%	
Kv=2,5	815	8	15	14	8	100%	57%	

Tableau 1: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K , pour Vaisseau₁ pour $S_h=3$, $S_b=1$, $K_f=0.2$, $K_d=1.0$.

	Vaisseau 2						Q1	Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kv=0,25	253	2	2	16	2	100%	13%	
Kv=0,5	248	2	2	16	2	100%	13%	
Kv=1,0	1048	13	13	16	10	77%	63%	
Kv=1,5	1047	13	14	16	11	85%	69%	
Kv=2,0	1047	13	14	16	11	85%	69%	
Kv=2,5	247	2	2	16	2	100%	13%	

Tableau 2: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K , pour Vaisseau₂ pour $S_h=3$, $S_b=1$, $K_f=0.2$, $K_d=1.0$.

	Vaisseau 3						Q1	Q2
	Nombres de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kv=0,25	336	6	5	10	4	67%	40%	
Kv=0,5	458	6	7	10	5	83%	50%	
Kv=1,0	467	7	7	10	5	71%	50%	
Kv=1,5	480	7	7	10	5	71%	50%	
Kv=2,0	364	5	6	10	4	80%	40%	
Kv=2,5	412	7	8	10	5	71%	50%	

Tableau 3: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_v pour Vaisseau₃ pour $S_h=3$, $S_b=1$, $K_t=0.2$, $K_d=1.0$.

	Total des vaisseaux						Q1	Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kv=0,25	1305	16	21	40	13	81%	33%	
Kv=0,5	1568	16	23	40	14	88%	35%	
Kv=1,0	2369	28	34	40	22	79%	55%	
Kv=1,5	2389	29	35	40	24	83%	60%	
Kv=2,0	2256	27	35	40	23	85%	58%	
Kv=2,5	1474	17	25	40	15	88%	38%	

Tableau 4: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_v pour les trois vaisseaux $S_h=3$, $S_b=1$, $K_t=0.2$, $K_d=1.0$.

Réglage du paramètre K_v avec $K_d=1.0$ et $K_t=0.2$

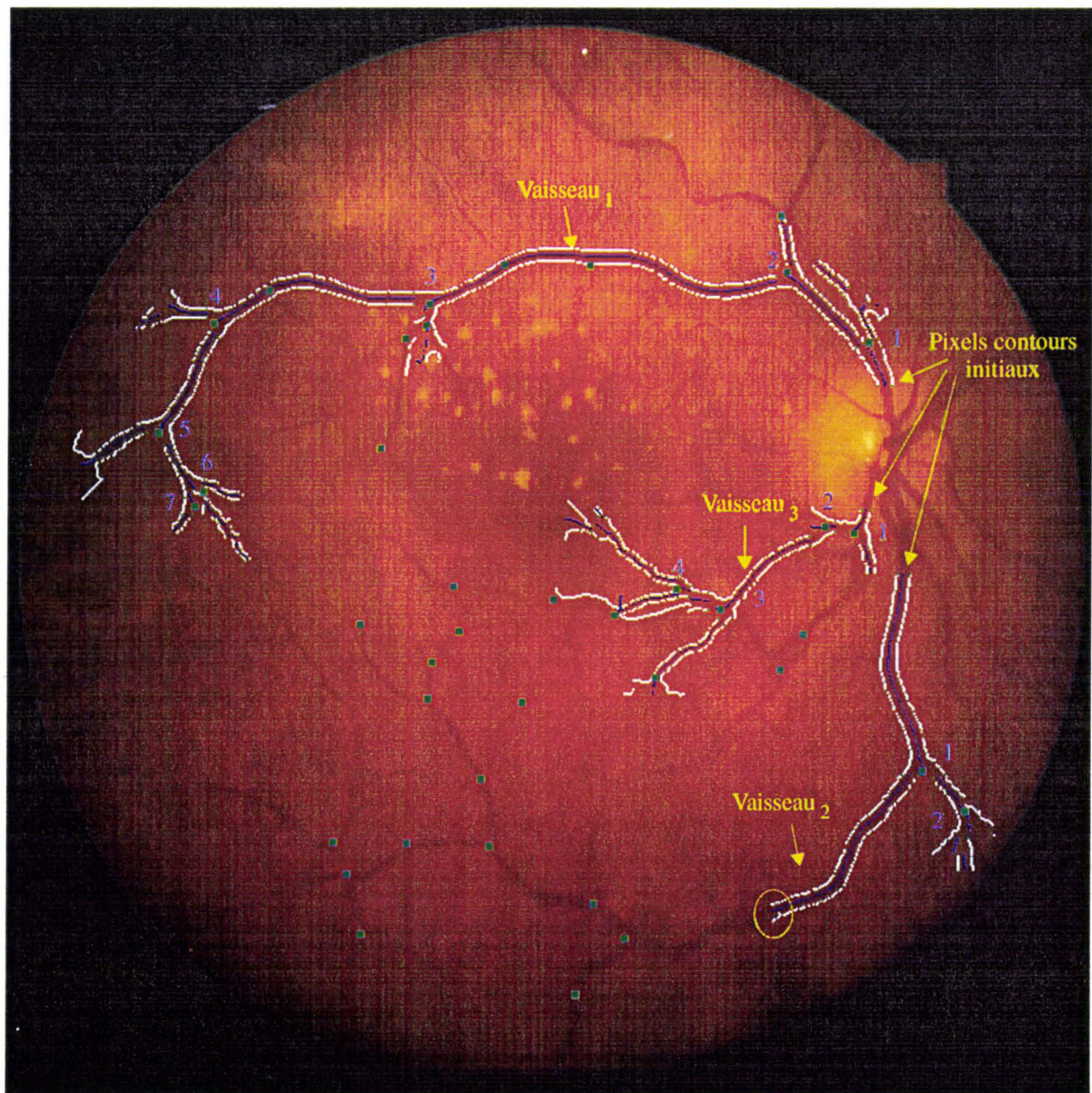


Figure 6. 15: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=0.25$, $K_d=1.0$, $K_f=0.2$.

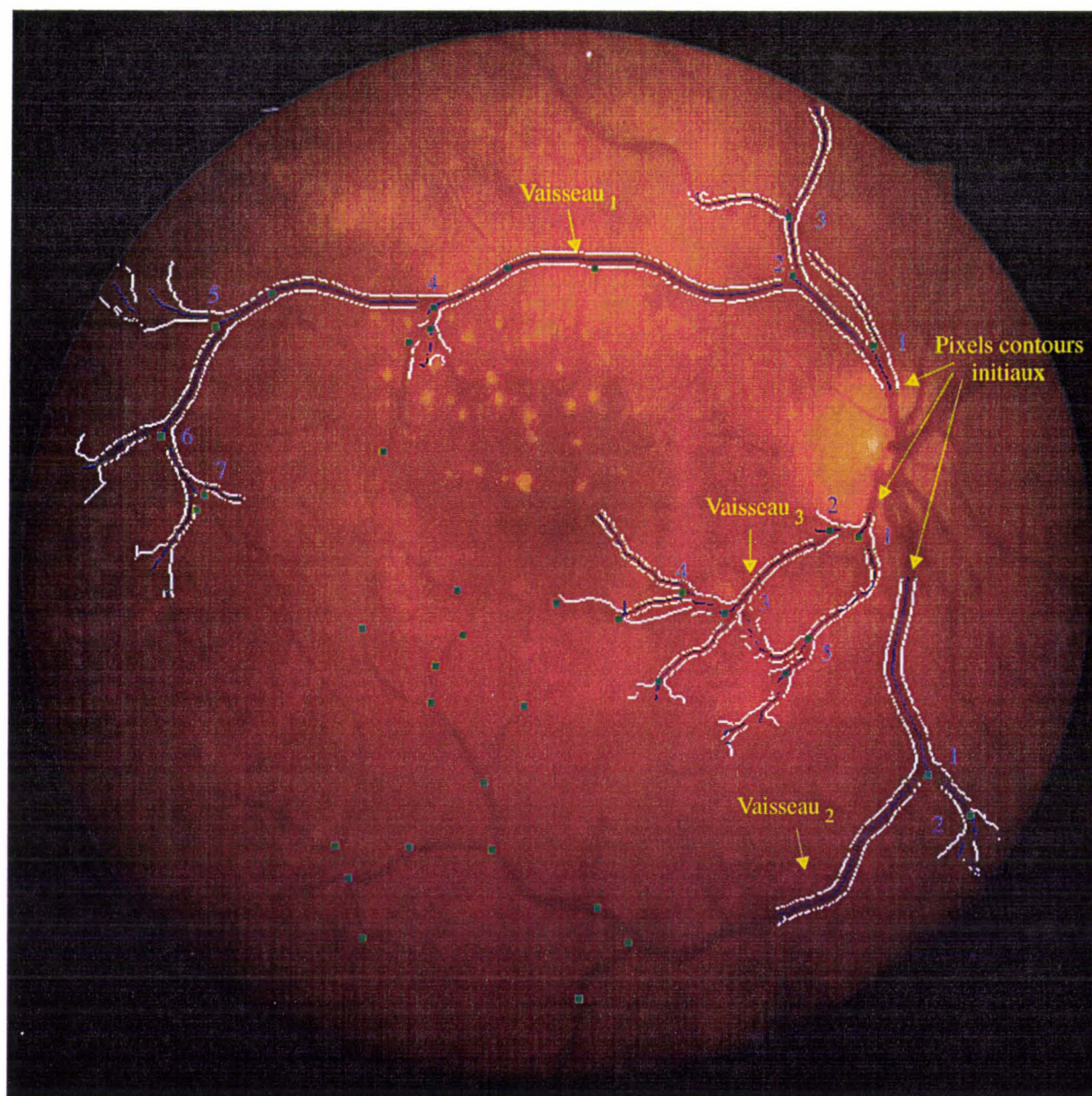


Figure 6. 16: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=0.5$, $K_d=1.0$, $K_t=0.2$.

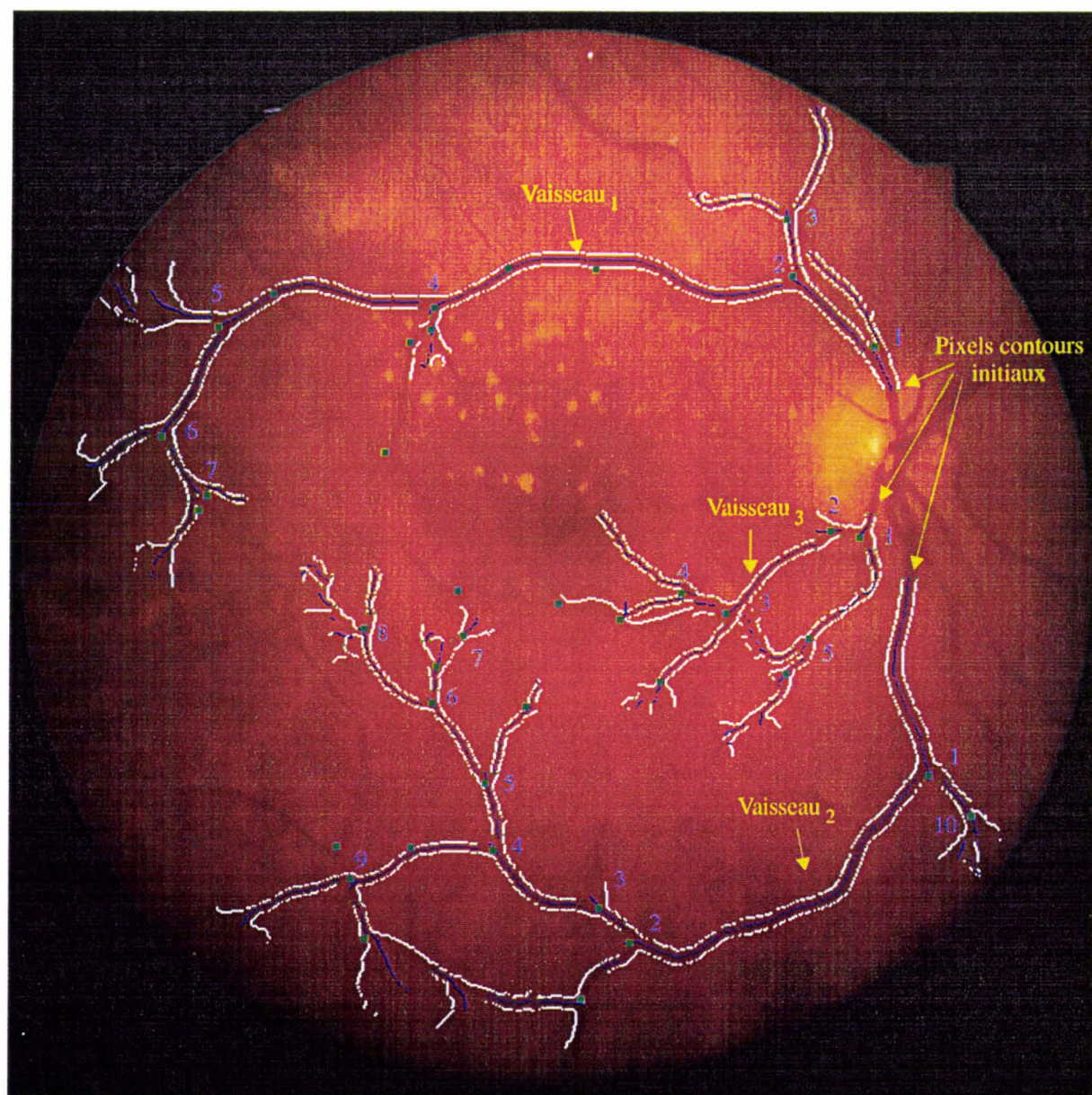


Figure 6. 17: Résultat avec $S_b=1, S_h=3, K_v=1.0, K_d=1.0, K_l=0.2$.

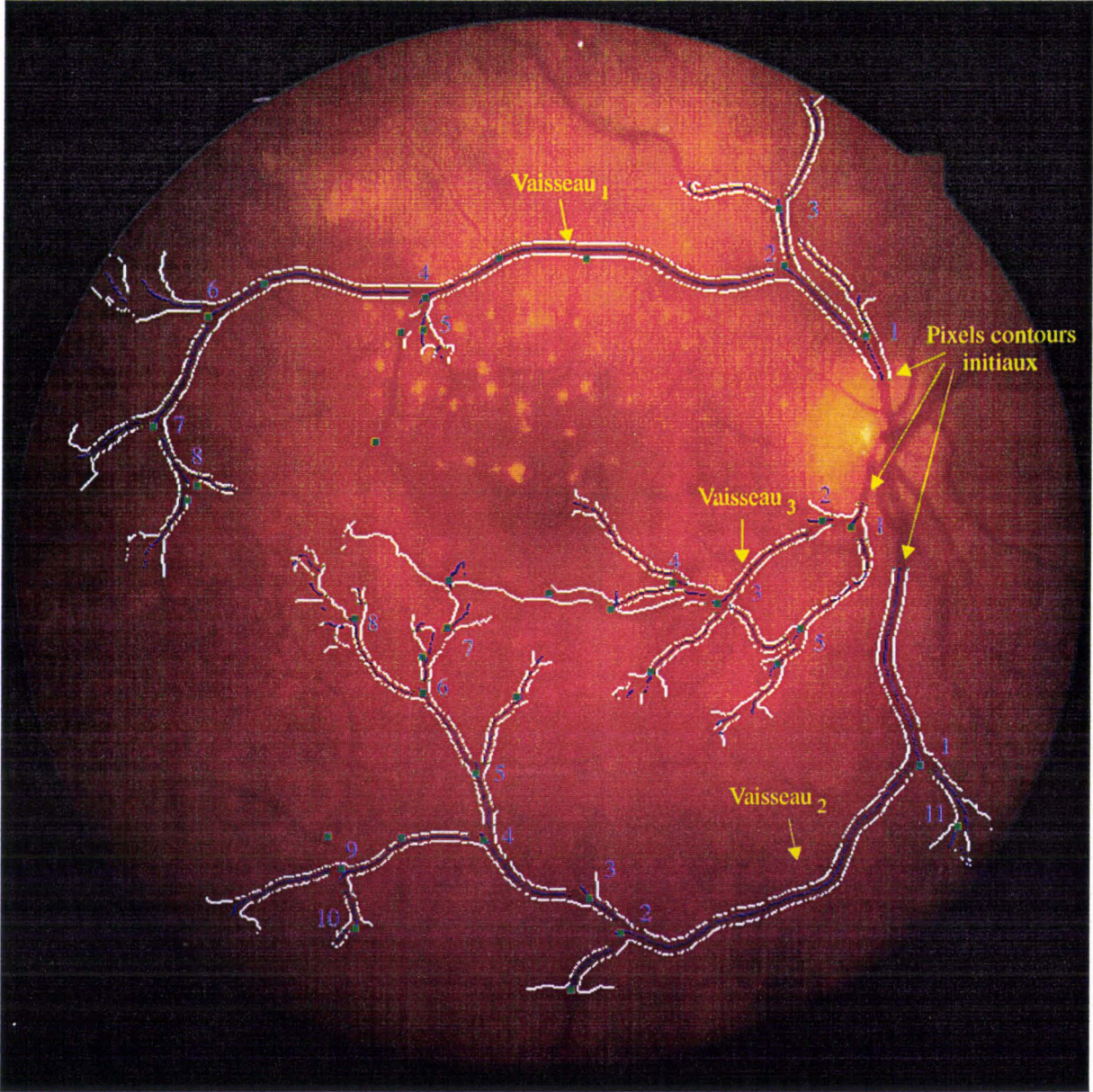


Figure 6. 18: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.0$, $K_l=0.2$.

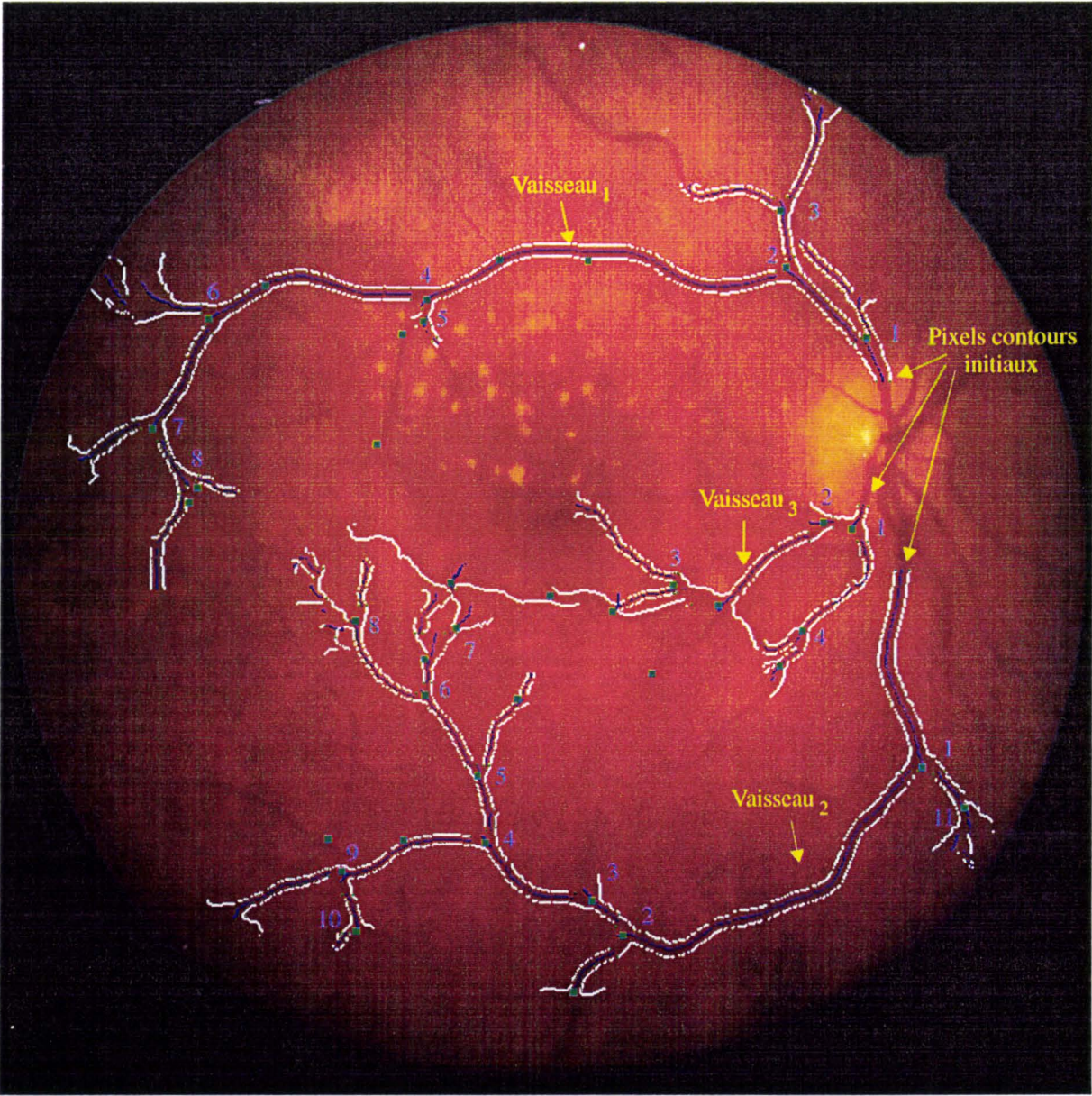


Figure 6. 19: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=2.0$, $K_d=1.0$, $K_l=0.2$.

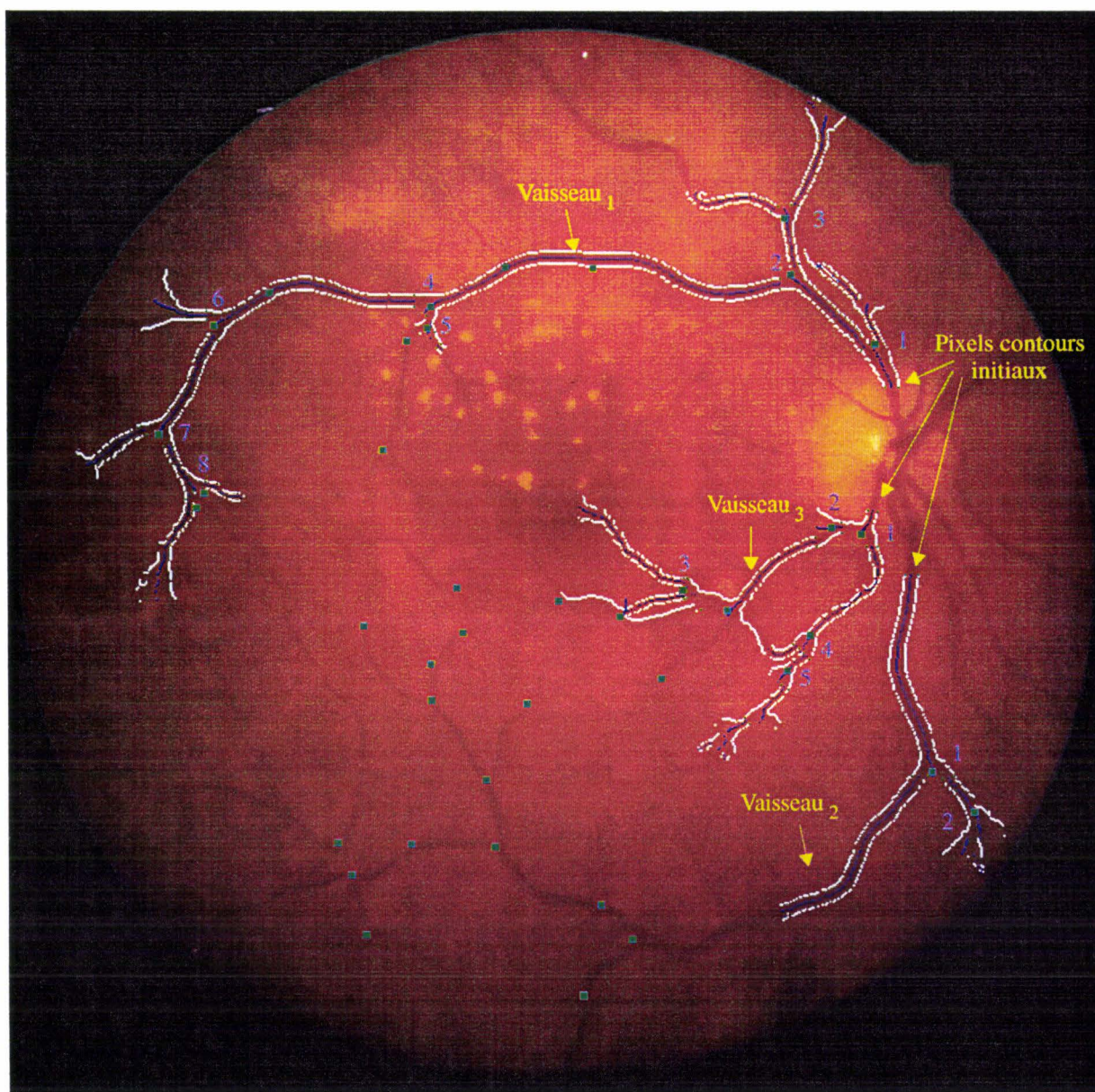


Figure 6. 20: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=2.5$, $K_d=1.0$, $K_t=0.2$.

Pour illustrer l'influence de K_v sur la qualité du suivi, nous nous focalisons sur la zone entourée en jaune de l'image de la figure 6. 15 (cf. figure 6. 21). Cette zone contient une rupture de connexité entre les pixels contours de la frontière droite du vaisseau.

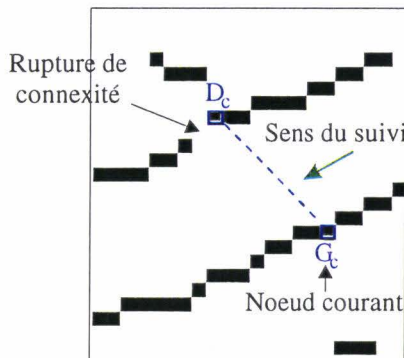


Figure 6. 21: Cas de rupture de connexité.

K_v influe sur le calcul du vecteur représentant la direction locale du vaisseau $\vec{d}_j$. En effet, en cas de rupture de connexité, si la direction de $\vec{d}_j$ est fausse, la position du pixel contour suivant, obtenue par prolongement du contour concerné dans la direction de $\vec{d}_j$, est faussée également.

Sur les figures 6. 22 et 6. 23, nous montrons le traitement de ce cas pour deux valeurs différentes de K_v : $K_v=0.25$ et $K_v=1.0$.

Pour ces deux cas, en suivant le sens du suivi, la direction locale du vaisseau, représentée par le vecteur $\vec{d}_j$, est calculée à la section Sc_j .

Les normes des vecteurs $\vec{d}_c$ (ou $\vec{d}_{central}$), $\vec{d}_g$ (ou $\vec{d}_{gauche}$) et $\vec{d}_d$ (ou $\vec{d}_{droit}$) valent L_v .

Nous constatons que:

- pour $K_v=0.25$: ϕ_c , le pseudo-diamètre courant étant égal à 8 pixels, L_v est fixé à 2 (cf. figure 6. 22). La direction locale du vaisseau est déterminée à la section de calcul Sc_j à l'aide des trois vecteurs $\vec{d}_c$, $\vec{d}_g$ et $\vec{d}_d$. Nous constatons que les trois vecteurs $\vec{d}_c$, $\vec{d}_g$ et $\vec{d}_d$, se trouvent dans le corps du vaisseau: la valeur de L_v n'est pas suffisante pour distinguer quel est celui

des trois vecteurs qui correspond à la direction locale du vaisseau. Ainsi, une mauvaise direction locale du vaisseau peut être évaluée. Dans le cas de la figure 6. 22, elle vaut 8. Donc $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, c'est à dire que $\vec{d}_j$ a la même direction que le vecteur $\vec{d}_a$. Les pixels contours des noeuds validés au cours du suivi récursif sont marqués en gris sur la figure 6. 22. Quand le suivi arrive au noeud D_c-G_c , l'algorithme rencontre une rupture de connexité et prolonge le contour droit selon la direction de $\vec{d}_j$ (ici, la direction 8) préalablement calculée en Sc_j . Sur le contour gauche, le suivi se poursuit normalement car il n'y a pas de rupture de connexité. La direction locale étant fausse, le suivi du contour droit arrive sur le contour gauche. Comme les pixels contours gauches déjà suivis sont marqués, le suivi s'arrête car il y a un phénomène de bouclage. Ceci explique la fin prématurée de la reconstruction du vaisseau noté Vaisseau₂ avec cette valeur de K_v .

- pour $K_v=1.0$: ϕ_c étant égal à 8, L_v est égal à 8 (cf. figure 6. 23). La norme de $\vec{d}_c$, $\vec{d}_g$ et de $\vec{d}_a$ est alors égale à 8. La norme des trois vecteurs est suffisamment élevée pour permettre de trouver celui qui correspond à la direction locale du vaisseau. Dans le cas de la figure 6. 23, la direction de $\vec{d}_j$ est égale à celle de $\vec{d}_c$, c'est à dire la direction 2: $\vec{d}_j = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$. Lors de l'arrivée du suivi au noeud D_c-G_c , le pixel contour suivant droit D_s est obtenu en prolongeant le contour droit à partir du pixel D_c dans la direction 2. Comme il n'y a plus de rupture de connexité après le pixel contour suivant droit déduit, la reconstruction du vaisseau n'est pas arrêtée prématurément (les pixels contours suivis sont également en gris sur la figure 6. 23).



Figure 6. 22: Cas avec $K_v=0.25$.



Figure 6. 23: Cas avec $K_v=1.0$.

Pour cette image, nous concluons que la valeur du paramètre K_v doit être comprise entre 1 et 2 afin que la norme des trois vecteurs utilisés dans la détermination de la direction locale soit pertinente et permette la reconstruction des vaisseaux même en cas de rupture de connexité de leurs pixels contours.

6.3.4 Choix du paramètre K_d

Nous avons montré, dans le paragraphe précédent, que K_v doit être compris entre 1 et 2. Afin de choisir le paramètre K_d , nous fixons K_v à 1.5 et K_t à 0.2. Nous prenons ensuite plusieurs valeurs de K_d , paramètre utilisé dans la détermination du pas de calcul de la direction locale.

La méthode d'évaluation de la qualité de la reconstruction est la même que celle présentée au §6.3.2.

Les mêmes critères que dans le paragraphe précédent sont présentés dans les tableaux 5 à 8 afin de nous aider à ajuster K_d à une valeur de pertinente.

Le tableau 5, résultat de la reconstruction de $Vaisseau_1$, nous indique que les valeurs de Q_1 et de Q_2 sont les plus élevées pour les valeurs de K_d égales à 0.5 et 1. Le tableau 6, correspondant à la reconstruction de $Vaisseau_2$, fait ressortir que les valeurs de K_d égales à 1 et 1.5 sont celles qui permettent d'obtenir les valeurs les plus élevées de Q_1 et de Q_2 . Il faut noter que les deux autres valeurs de K_d obtiennent des scores légèrement inférieurs. Par contre, la

lecture du tableau 7 indique que la valeur de K_d égale à 1.5 est la mieux adaptée pour la reconstruction de Vaisseau₃. La somme des valeurs obtenues pour la totalité des trois vaisseaux, inscrite dans le tableau 8, fait ressortir que les valeurs de K_d égale à 1 et 1.5 correspondent aux valeurs de Q_1 et de Q_2 les plus élevées.

Les images résultant de la reconstruction sont présentées sur les figures 6. 30 à 6. 33. Nous constatons visuellement que pour les quatre valeurs de K_d proposées, la qualité de la reconstruction est similaire pour les deux vaisseaux notés Vaisseau₁ et Vaisseau₂. Par contre, la différence se situe au niveau de la reconstruction de Vaisseau₃: nous constatons que pour $K_d=1.5$, la partie entourée de Vaisseau₃ est mieux reconstruite (cf. zone entourée sur les figures 6. 30 et 6. 32).

Le traitement de cette zone entourée pour $K_d=0.5$ et $K_d=1.5$ est présenté sur les figures 6. 24 à 6. 29. Sur les figures 6. 24, 6. 25 et 6. 28, les noeuds validés sont présentés successivement en blanc, noir, jaune, vert et bleu, afin de mettre bien évidence les pixels contours reconstruits tandis sur les figures agrandies 6. 26 et 6. 29, les pixels contours suivis sont en blanc, les pixels centraux en bleu, et les pixels contours initiaux en vert.

Pour $K_d=0.5$, cette partie entourée de Vaisseau₃ est en réalité reconstruite par la réunion du suivi de Vaisseau₂ (cf. figure 6. 24) et de Vaisseau₃ (cf. figure 6. 25). En effet, le suivi des contours de Vaisseau₂ va à un moment diverger vers le suivi des contours de Vaisseau₃. Ceci montre bien que la valeur de $K_d=0.5$ n'est pas adaptée au suivi de Vaisseau₂. Sur la figure 6. 26, nous présentons le résultat du suivi des deux vaisseaux sur la partie entourée de la figure 6. 30: nous pouvons constater, grâce au critère visuel de localisation, que Vaisseau₃ est mal reconstruit. Par ailleurs, la valeur de Q_1 ($Q_1=71\%$) le confirme à cause d'une mauvaise détection de noeuds de bifurcation.

Par contre, pour $K_d=1.5$, cette partie entourée est mieux reconstruite: le suivi de Vaisseau₃ est montré sur la figure 6. 28. Nous constatons que les vrais noeuds de bifurcation sont bien détectés: le suivi de Vaisseau₃ s'est alors bien déroulé. Le résultat du suivi des deux vaisseaux sur la partie entourée de la figure 6. 32 est agrandie sur la figure 6. 29: nous pouvons constater, grâce au critère visuel de localisation, que les noeuds reconstruits délimitent bien le corps du vaisseau et les pixels centraux sont bien au milieu du corps du vaisseau (cf. figure 6. 29). Par ailleurs, pour Vaisseau₃, comme la valeur de Q_1 est égale à 100%, tous les noeuds de bifurcation détectés correspondent à de vrais noeuds de bifurcation.

Comme le tableau 8 fait ressortir deux valeurs de K_d : 1 et 1.5 et que Vaisseau₃ est bien reconstruit uniquement avec la valeur de $K_d=1.5$, nous préférons retenir $K_d=1.5$ pour cette image de fond d'oeil.

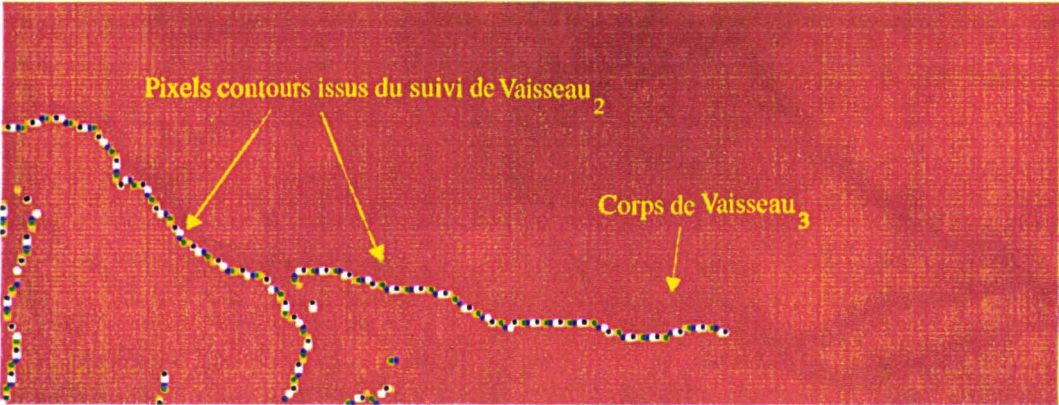


Figure 6. 24: Suivi du Vaisseau₂ avec $K_d=0.5$ de la zone entourée de la figure 6. 30.

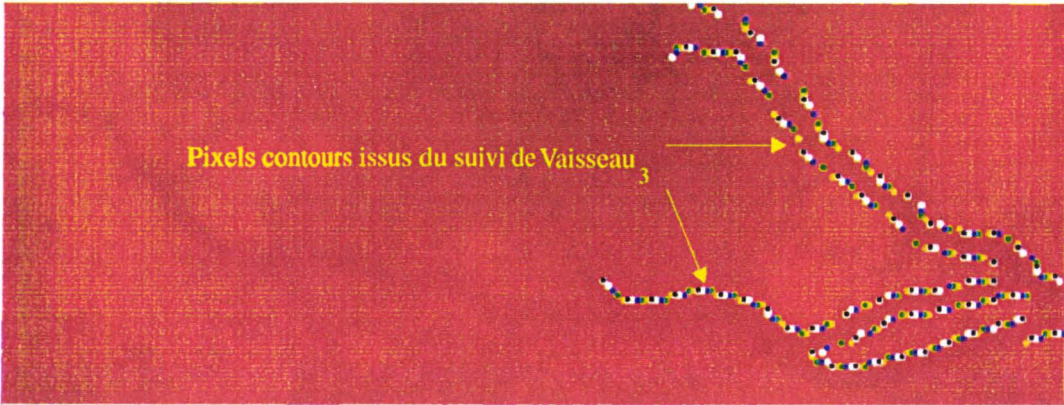


Figure 6. 25: Suivi du Vaisseau₃ avec $K_d=0.5$ de la zone entourée de la figure 6. 30.

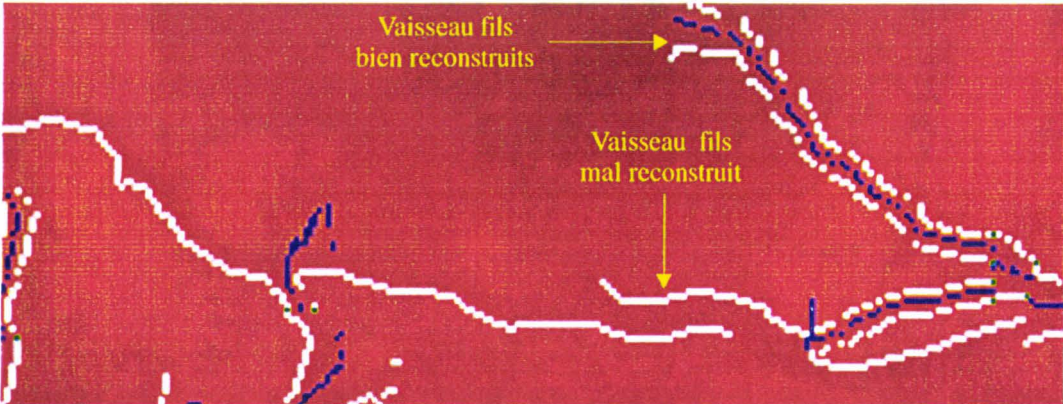


Figure 6. 26: Résultat du suivi des deux vaisseaux avec $K_d=0.5$ sur la zone entourée de la figure 6. 30.

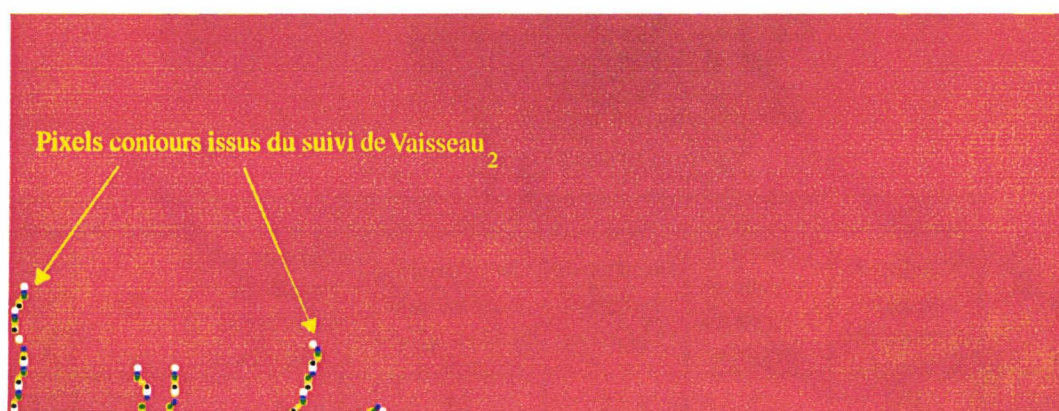


Figure 6. 27: Suivi du Vaisseau₂ avec $K_d=1.5$ de la zone entourée de la figure 6. 32.

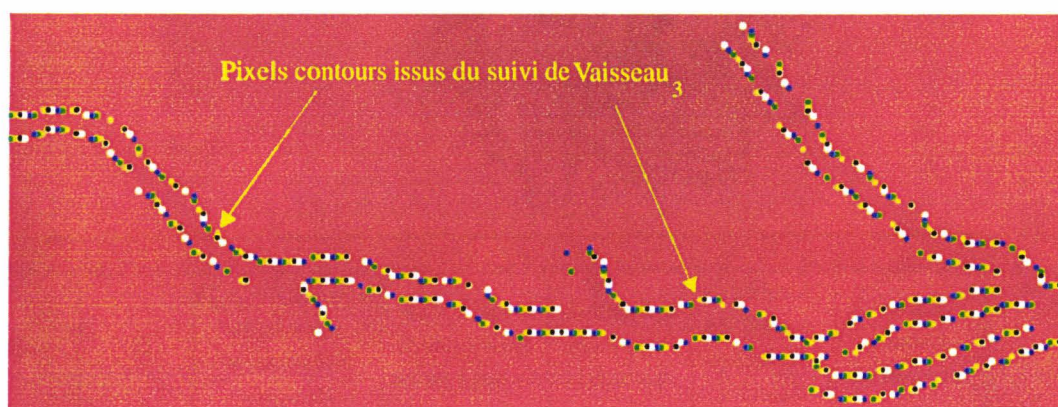


Figure 6. 28: Suivi du Vaisseau₃ avec $K_d=1.5$, de la zone entourée de la figure 6. 32.

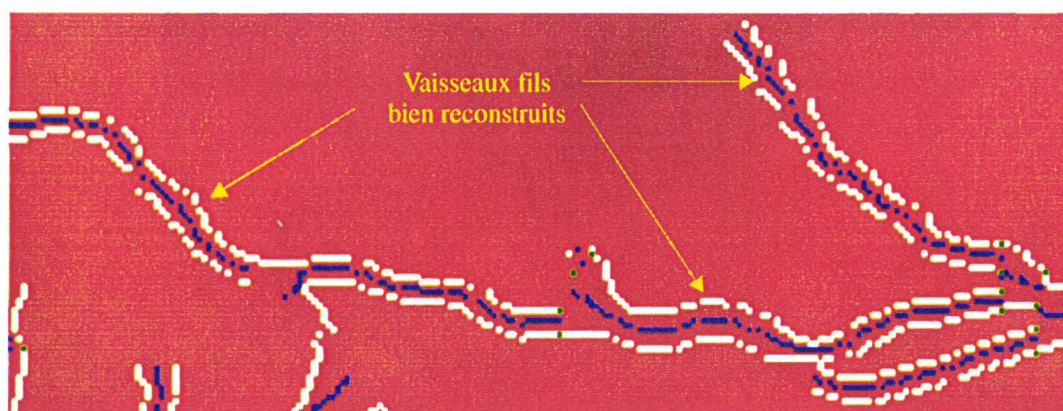


Figure 6. 29: Résultat du suivi des deux vaisseaux avec $K_d=1.5$ sur la zone entourée de la figure 6. 32.

	Vaisseau 1						Q1	Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kd=0,5	802	9	15	14	8	89%	57%	
Kd=1,0	862	9	14	14	8	89%	57%	
Kd=1,5	868	9	14	14	7	78%	50%	
Kd=2,0	872	9	14	14	7	78%	50%	

Tableau 5: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_d pour Vaisseau₁ pour $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_f=0.2$.

	Vaisseau 2						Q1	Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kd=0,5	1055	14	15	16	11	79%	69%	
Kd=1,0	1047	13	14	16	11	85%	69%	
Kd=1,5	976	12	16	16	10	83%	63%	
Kd=2,0	1096	13	14	16	10	77%	63%	

Tableau 6: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_d pour Vaisseau₂ pour $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_f=0.2$.

	Vaisseau 3						Q1	Q2
	Nombres de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés			
Kd=0,5	444	7	7	10	5	71%	50%	
Kd=1,0	480	7	7	10	5	71%	50%	
Kd=1,5	466	6	7	10	6	100%	60%	
Kd=2,0	332	6	6	10	4	67%	40%	

Tableau 7: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_d pour Vaisseau₃ pour $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_t=0.2$.

	Total des vaisseaux						
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés	Q1	Q2
Kd=0,5	2301	30	37	40	24	80%	60%
Kd=1,0	2389	29	35	40	24	83%	60%
Kd=1,5	2310	27	37	40	23	85%	58%
Kd=2,0	2300	28	34	40	21	75%	53%

Tableau 8: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_d pour les trois vaisseaux pour $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_t=0.2$.

Réglage du paramètre K_d avec $K_t=0.2$ et $K_v=1.5$.

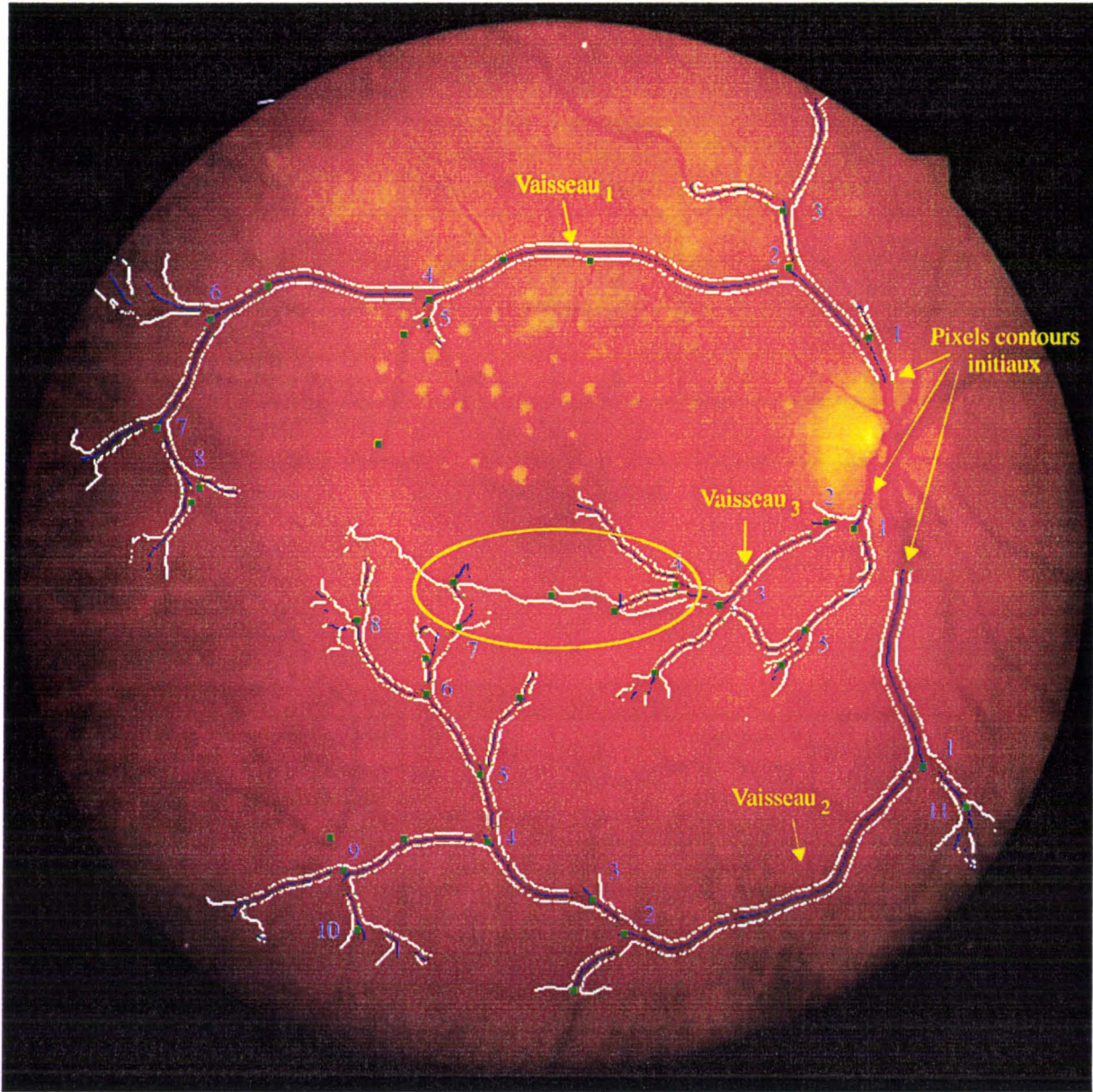


Figure 6. 30: Résultat avec $S_h=3$, $S_b=1$, $K_l=0.2$, $K_v=1.5$, $K_d=0.5$.

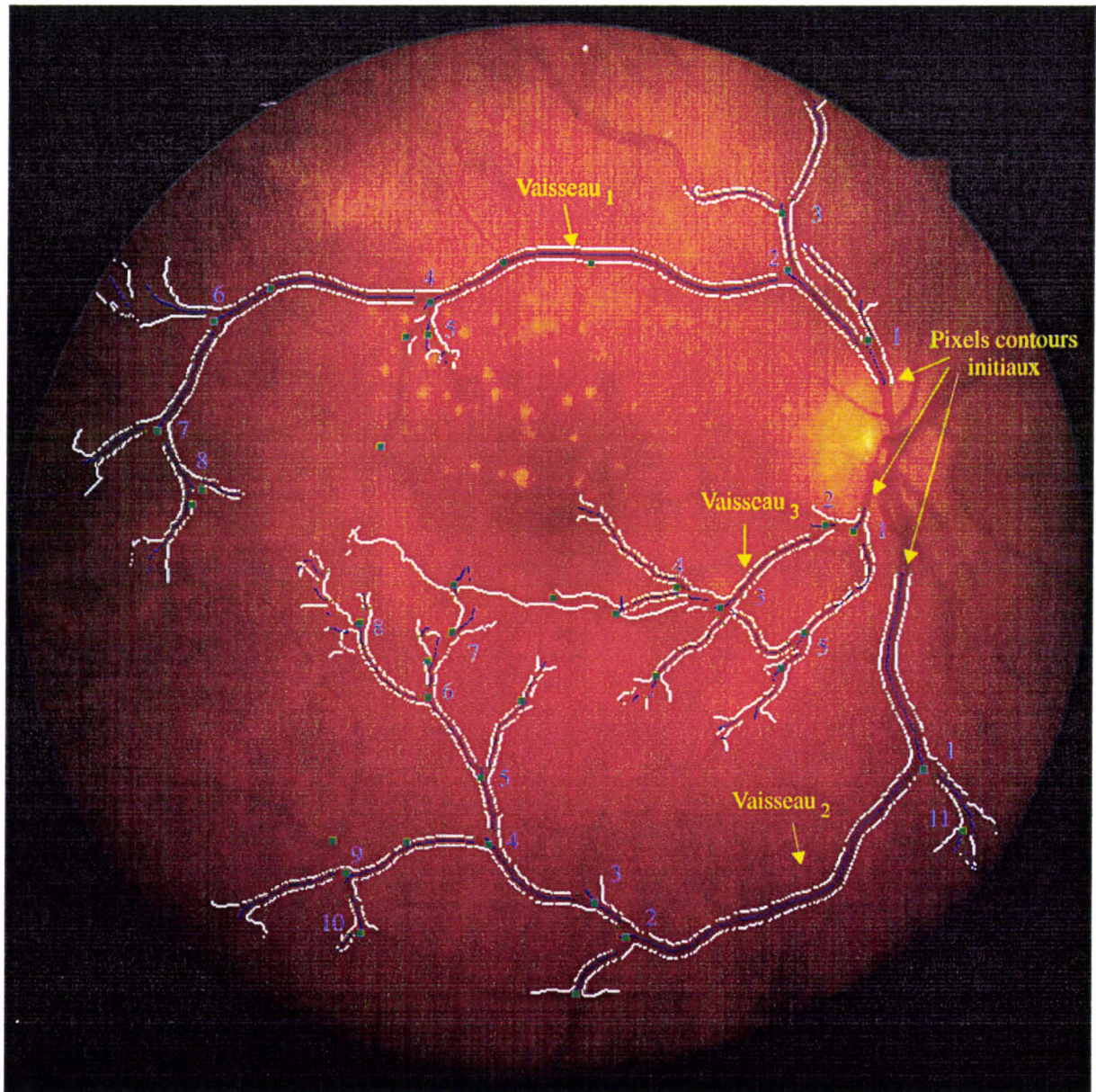


Figure 6. 31: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.0$, $K_l=0.2$.

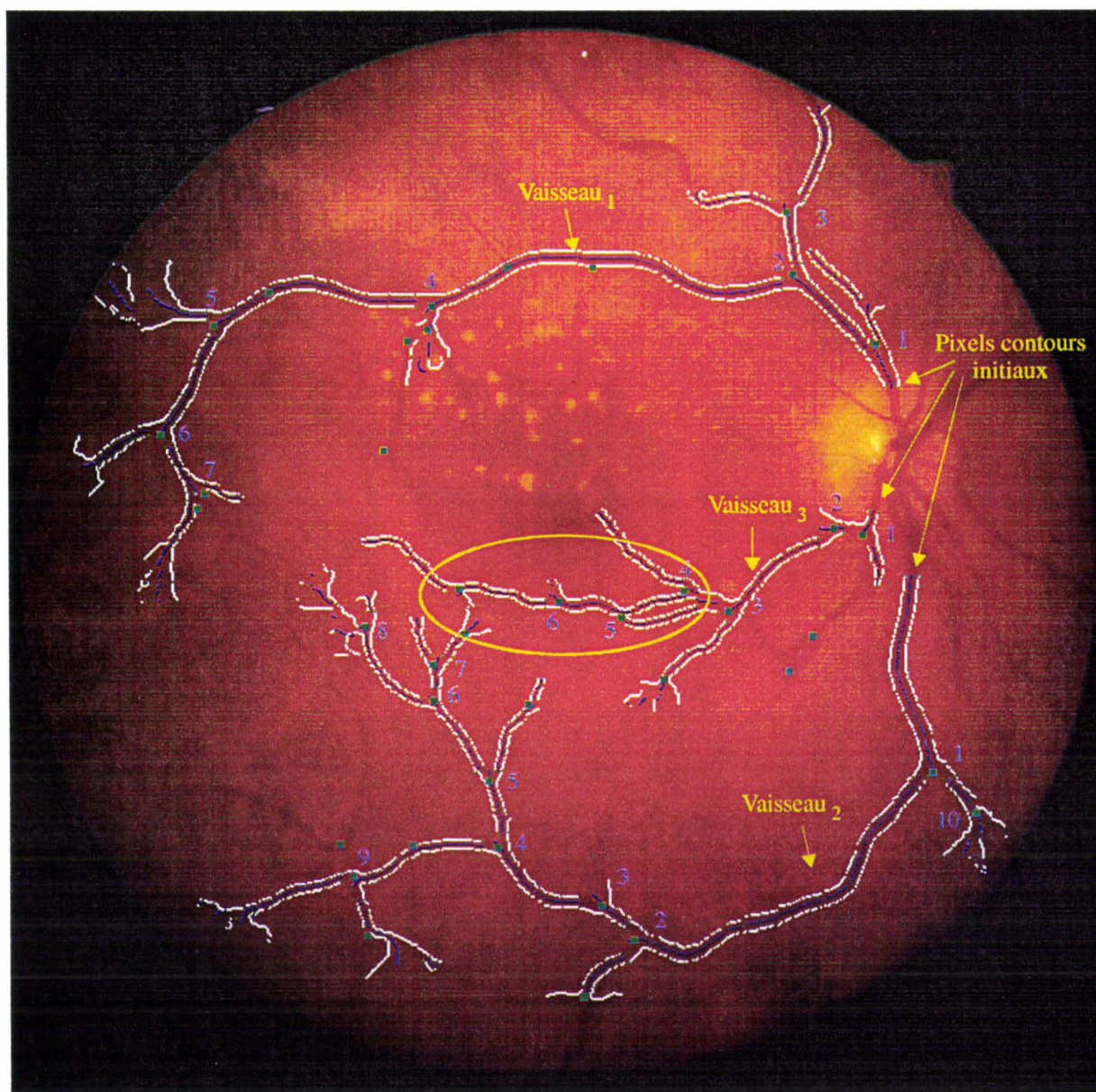


Figure 6. 32: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_t=0.2$.

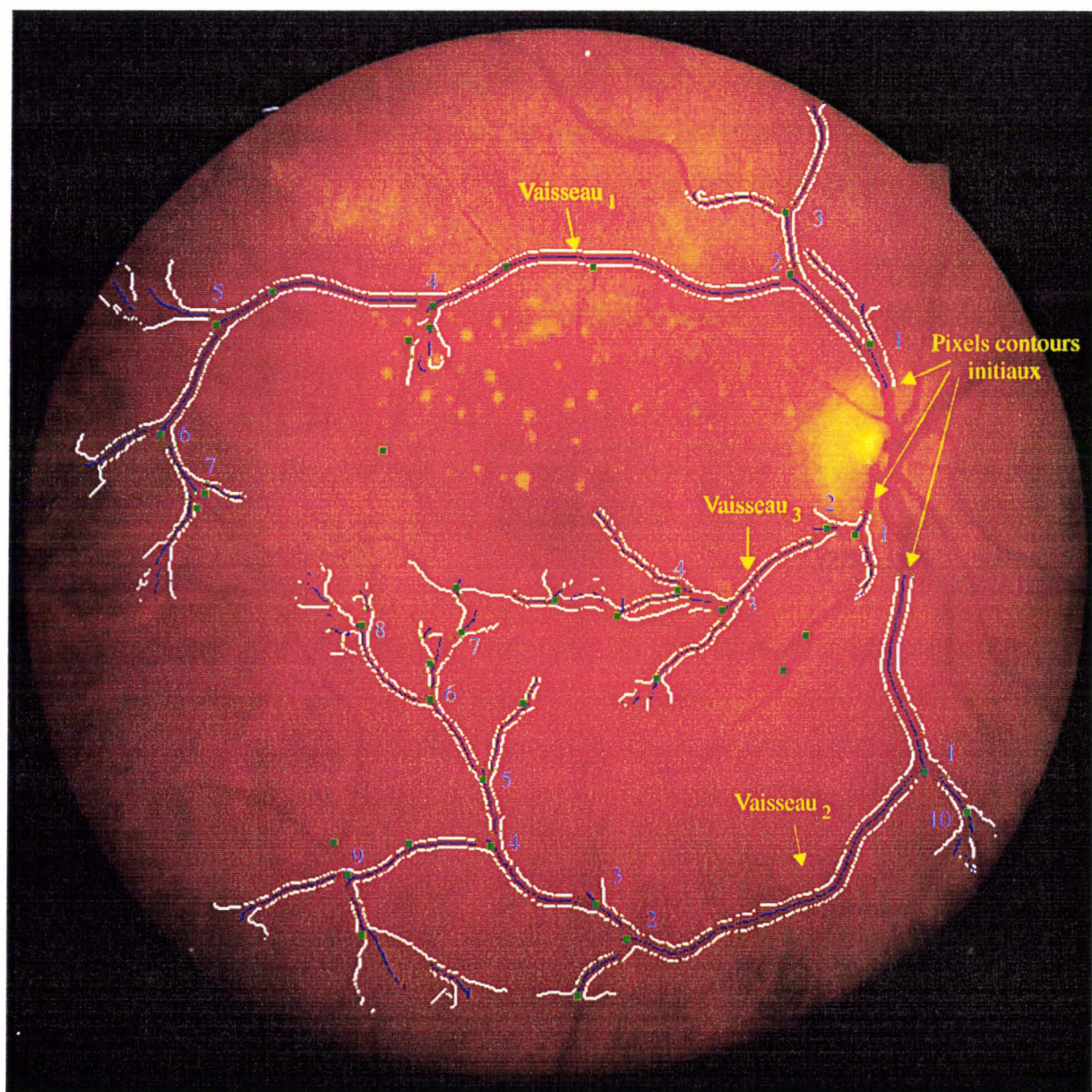


Figure 6. 33: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=2.0$, $K_t=0.2$.

Résultats obtenus avec différentes valeurs de K_d avec $K_t=0.2$, $K_v=1.5$.

6.3.5 Choix du paramètre K_t

Nous étudions maintenant l'influence du paramètre K_t en appliquant notre algorithme sur une image de fond d'oeil couleur avec des valeurs différentes de ce paramètre qui est utilisé comme critère d'arrêt du suivi récursif. Ce critère d'arrêt s'applique tant qu'il y a des pixels contours sur les deux frontières du vaisseau ou sur l'une d'elles. Mais, quand il y a une rupture de connexité sur les deux frontières du vaisseau, le suivi s'arrête également. Aussi, même si on augmente la valeur de K_t , le suivi s'arrête s'il n'y a plus de pixels contours gauches et droits pour former un noeud suivant.

Pour déterminer la valeur du paramètre K_t qui doit être comprise entre 0 et 1, nous fixons K_v et K_d égaux à 1.5 comme nous l'avons conseillé aux paragraphes précédents pour cette image. Les différents résultats obtenus sont présentés sur les tableaux 10 à 12. Les tableaux 9, 10 et 11 liés à la reconstruction des vaisseaux notés Vaisseau₁, Vaisseau₂ et Vaisseau₃ indiquent que la valeur de $K_t=0.05$ donne les plus mauvais résultats. Pour contre, les autres valeurs conduisent à des résultats identiques, à savoir que la moitié des noeuds de bifurcation sont détectés.

En appliquant notre méthode avec différentes valeurs de K_t , nous constatons que la reconstruction des vaisseaux se termine plus tôt avec $K_t=0.05$ (cf. figure 6. 34) qu'avec $K_t=0.1$, 0.2, 0.35, 0.5 et 1.0. Par ailleurs, le même nombre de noeuds reconstruits est obtenu pour $K_t=0.2$, 0.35, et 0.5 car l'algorithme ne trouve plus de pixels contours sur les deux frontières gauche et droite (cf. figures 6. 36, 6. 37 et 6. 38).

Ainsi, nous concluons que la valeur de K_t doit être supérieure ou égale à 0.1 pour cette image.

	Vaisseau 1						Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés	Q1	
Kt=0,05	536	5	8	14	4	80%	29%
Kt=0,1	868	9	14	14	7	78%	50%
Kt=0,2	868	9	14	14	7	78%	50%
Kt=0,35	868	9	14	14	7	78%	50%
Kt=0,5	868	9	14	14	7	78%	50%
Kt=1,0	869	9	14	14	7	78%	50%

Tableau 9: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_t pour Vaisseau₁ avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_r=1.5$, $K_d=1.5$.

	Vaisseau 2						Q2
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés	Q1	
Kt=0,05	466	2	2	16	2	100%	13%
Kt=0,1	973	12	16	16	10	83%	63%
Kt=0,2	976	12	16	16	10	83%	63%
Kt=0,35	976	12	16	16	10	83%	63%
Kt=0,5	976	12	16	16	10	83%	63%
Kt=1,0	976	12	16	16	10	83%	63%

Tableau 10: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_t pour Vaisseau₂ avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_r=1.5$, $K_d=1.5$.

	Vaisseau 3						
	Nombres de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés	Q1	Q2
Kt=0,05	277	6	7	10	6	100%	60%
Kt=0,1	466	6	7	10	6	100%	60%
Kt=0,2	466	6	7	10	6	100%	60%
Kt=0,35	466	6	7	10	6	100%	60%
Kt=0,5	466	6	7	10	6	100%	60%
Kt=1,0	466	6	7	10	6	100%	60%

Tableau 11: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_t pour Vaisseau₃ avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$.

	Total des vaisseaux						
	Nombre de noeuds reconstruits	Nombre de noeuds de bifurcation détectés	Nombre de vaisseaux fils suivis	Nombre de vrais noeuds de bifurcation	Nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés	Q1	Q2
Kt=0,05	1279	13	17	40	12	92%	30%
Kt=0,1	2307	27	37	40	23	85%	58%
Kt=0,2	2310	27	37	40	23	85%	58%
Kt=0,35	2310	27	37	40	23	85%	58%
Kt=0,5	2310	27	37	40	23	85%	58%
Kt=1,0	2311	27	37	40	23	85%	58%

Tableau 12: Comparaison des résultats obtenus avec différentes valeurs de K_t pour les trois vaisseaux avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$.

Réglage du paramètre K_t avec $K_v=1.5$, $K_d=1.5$.

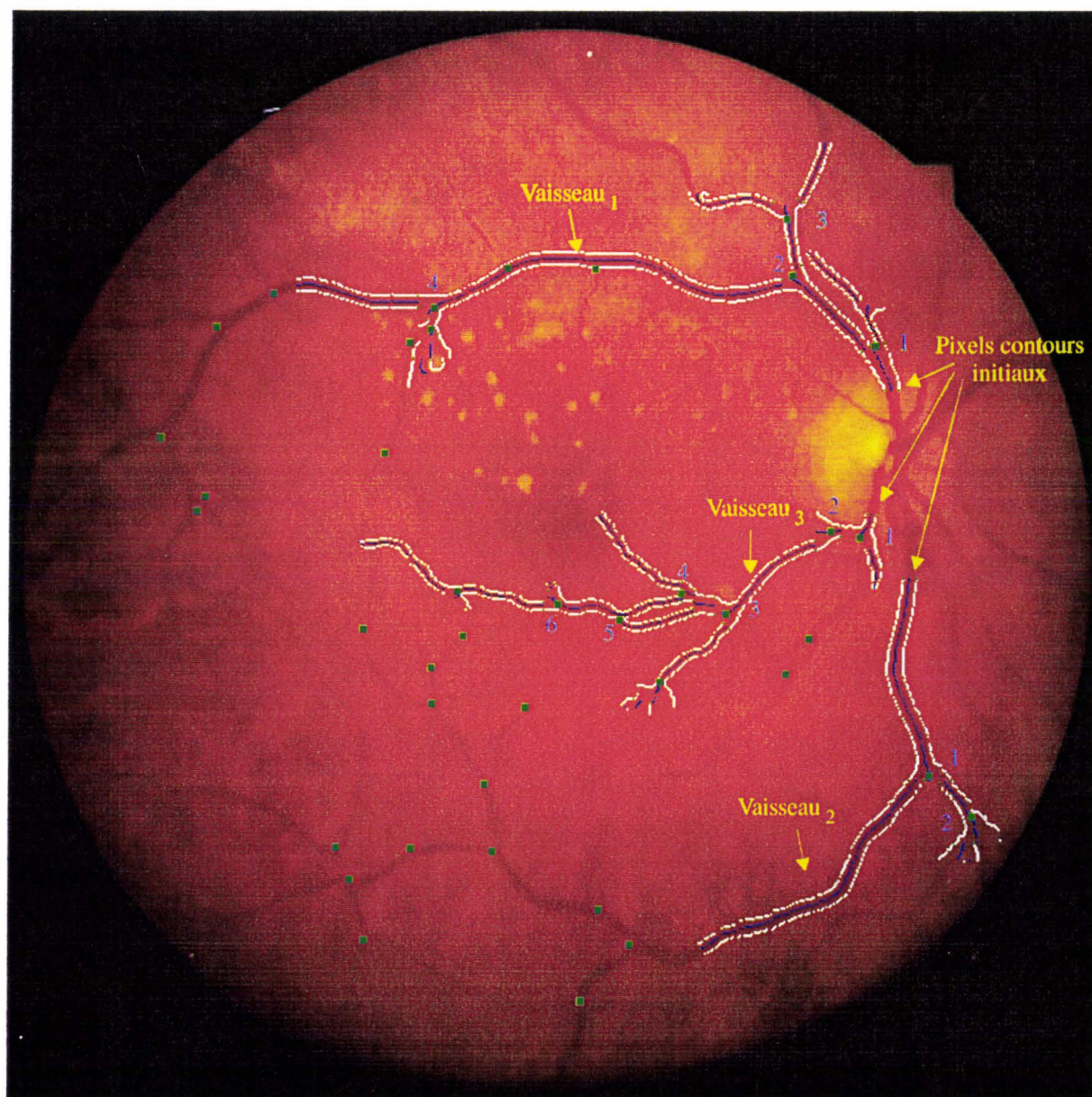


Figure 6. 34: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_f=0.05$.

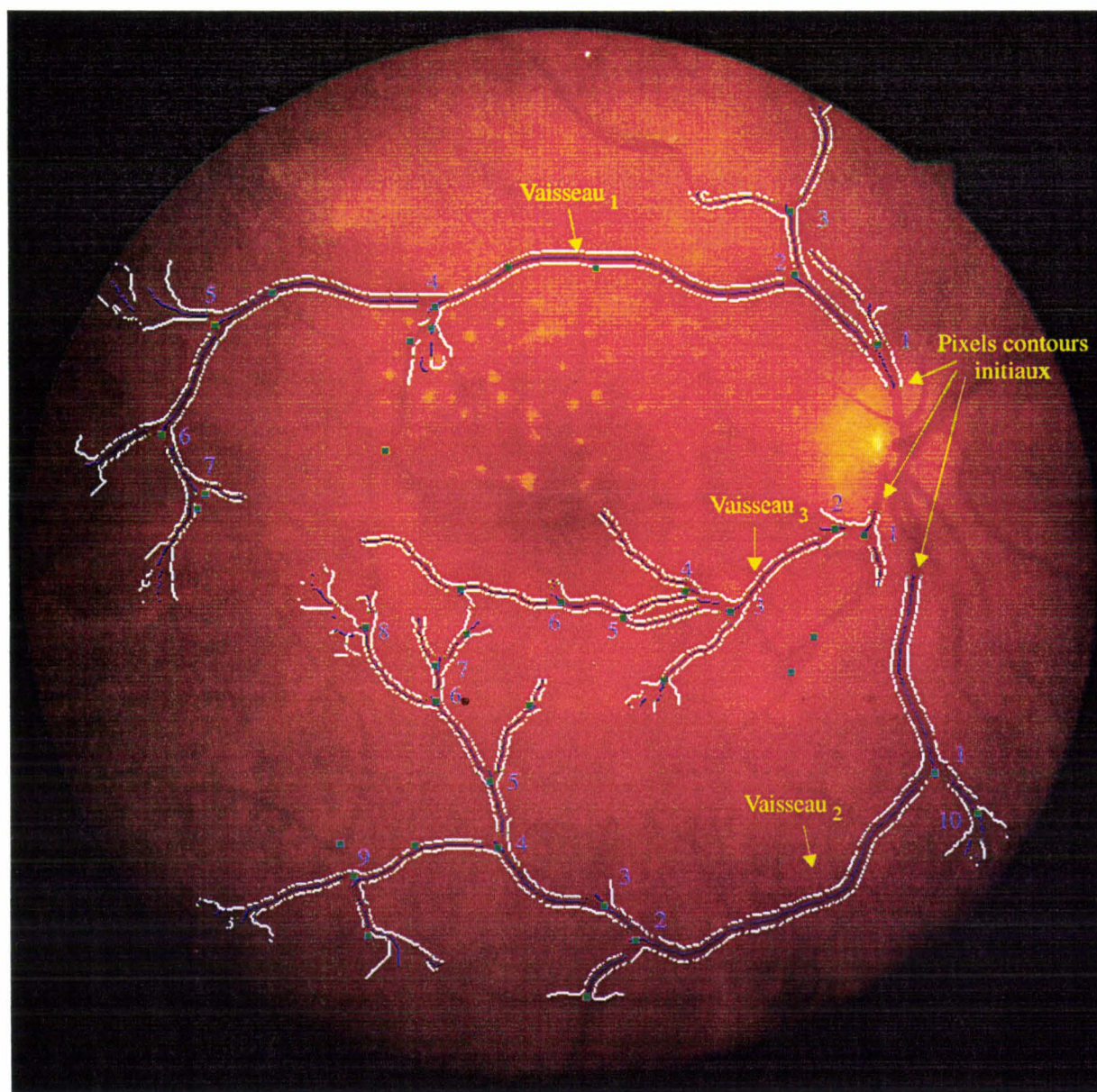


Figure 6. 35: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_t=0.1$.

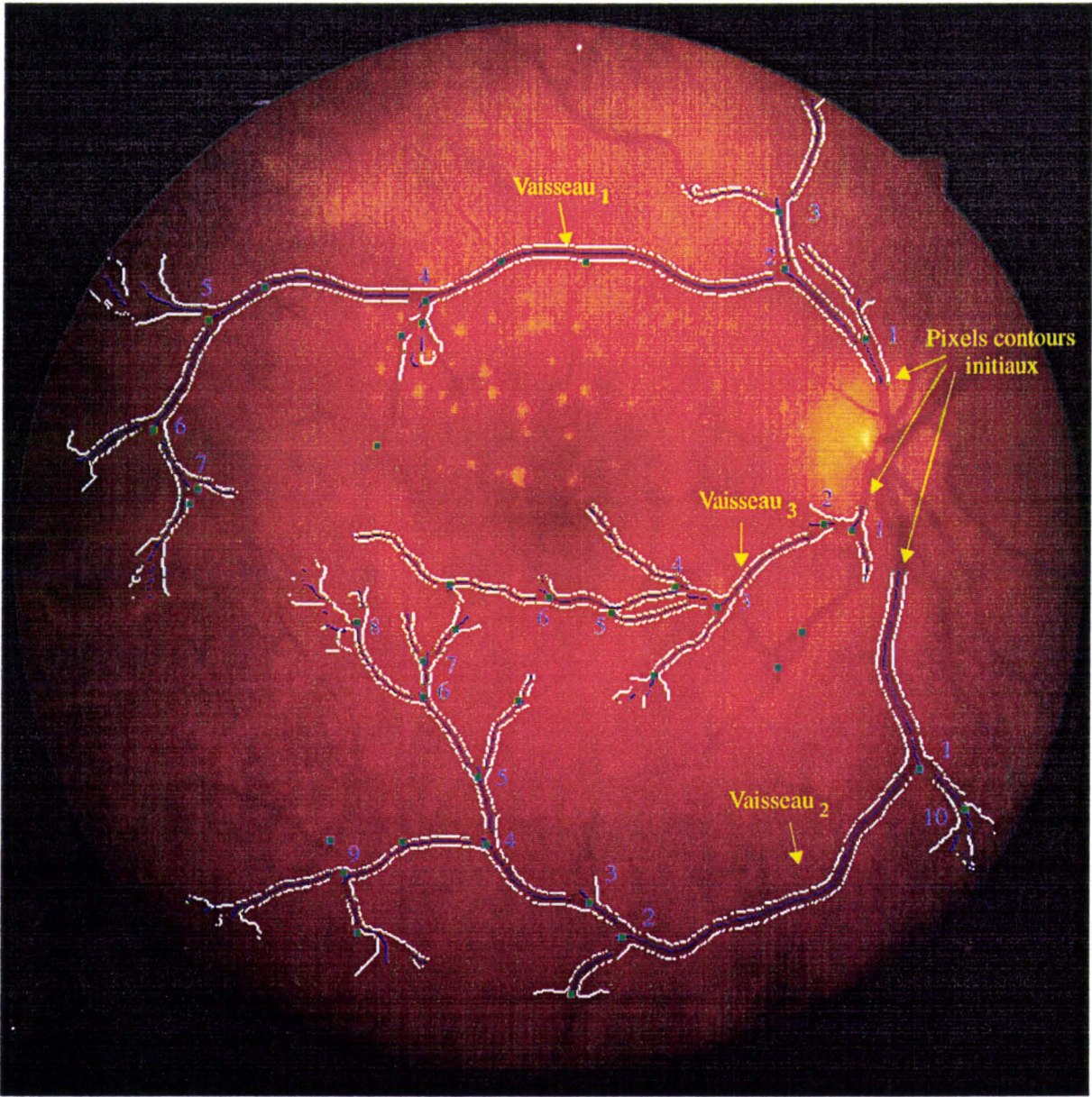


Figure 6. 36: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_t=0.2$.

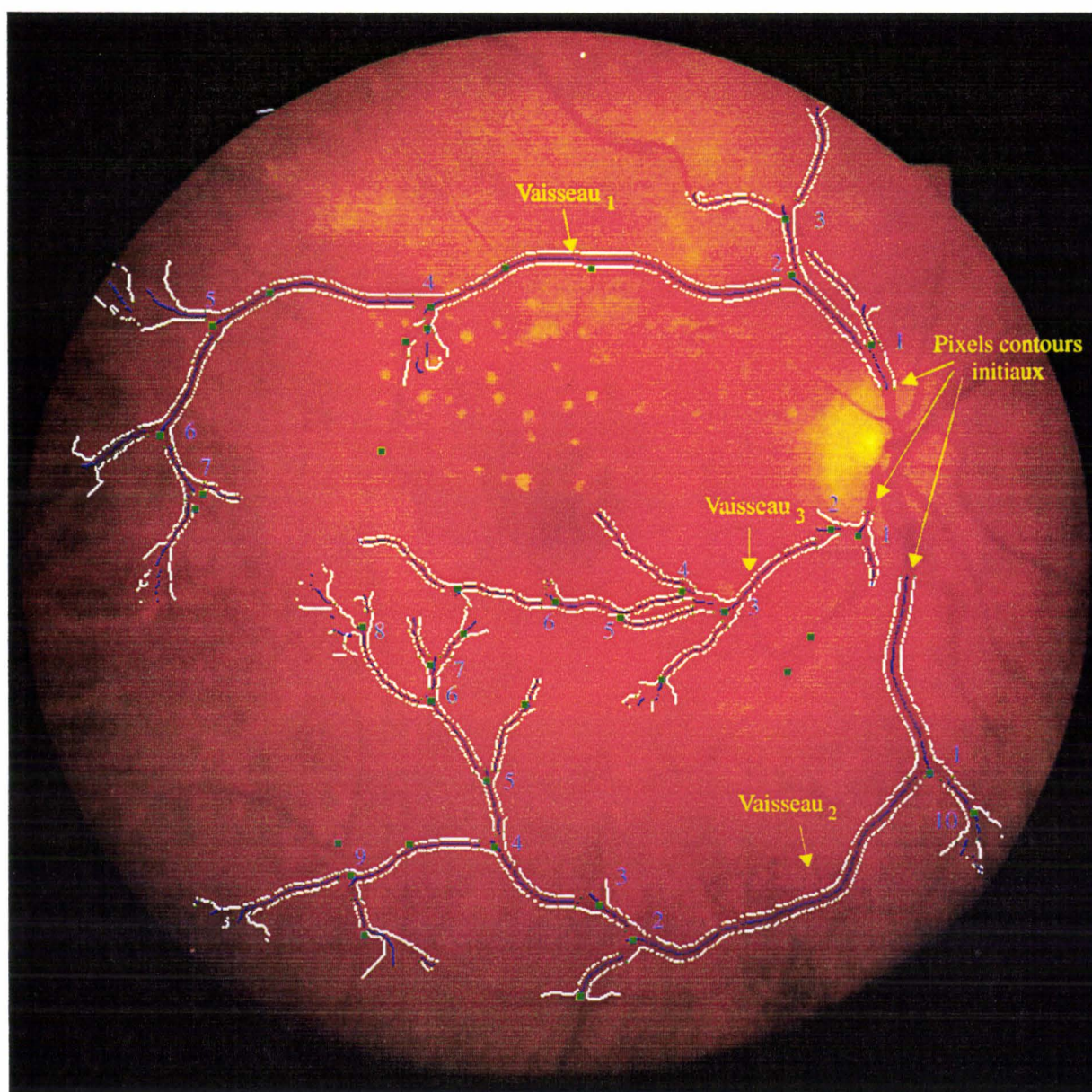


Figure 6. 37: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_l=0.35$.

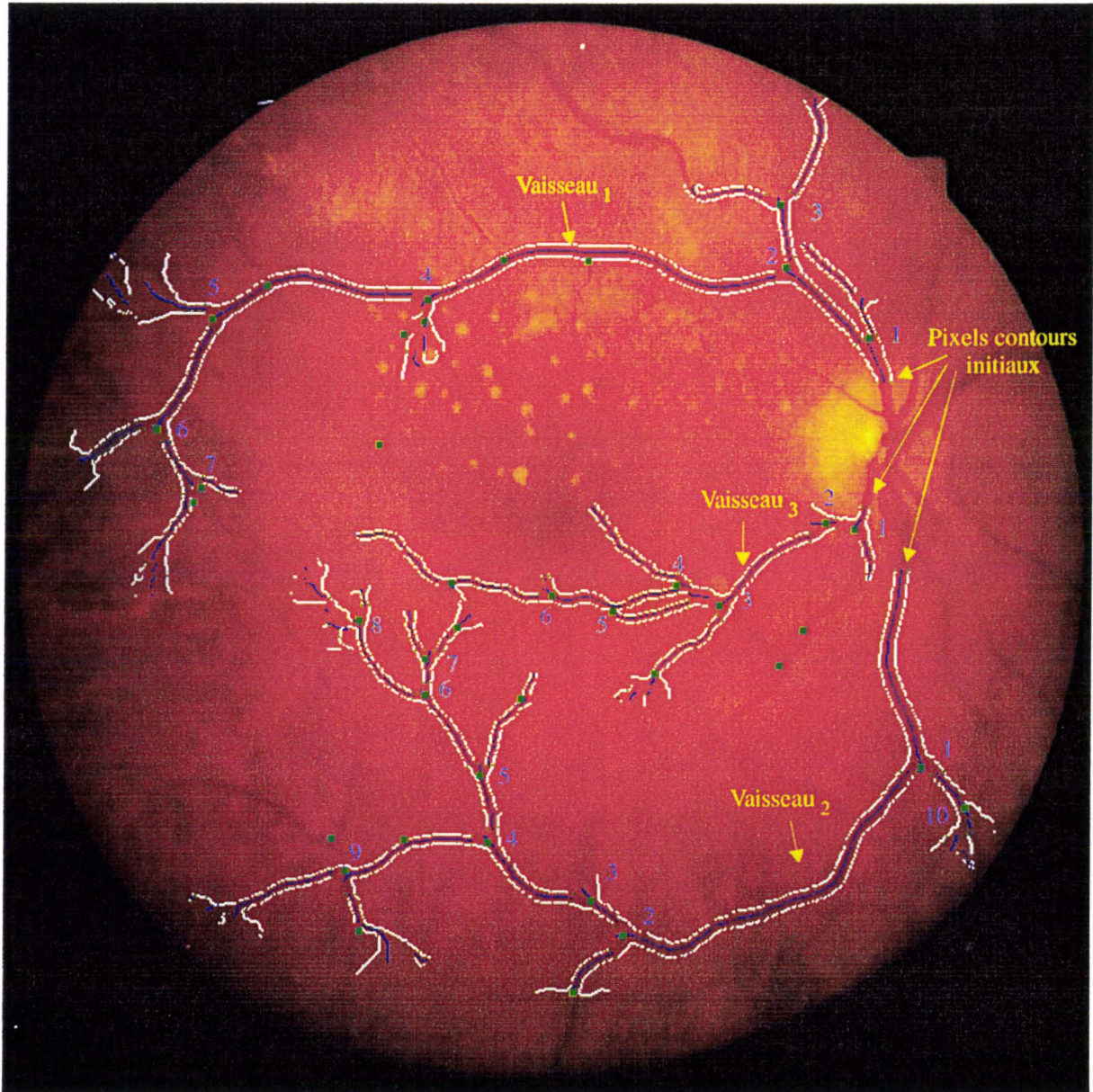


Figure 6. 38: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_l=0.5$.

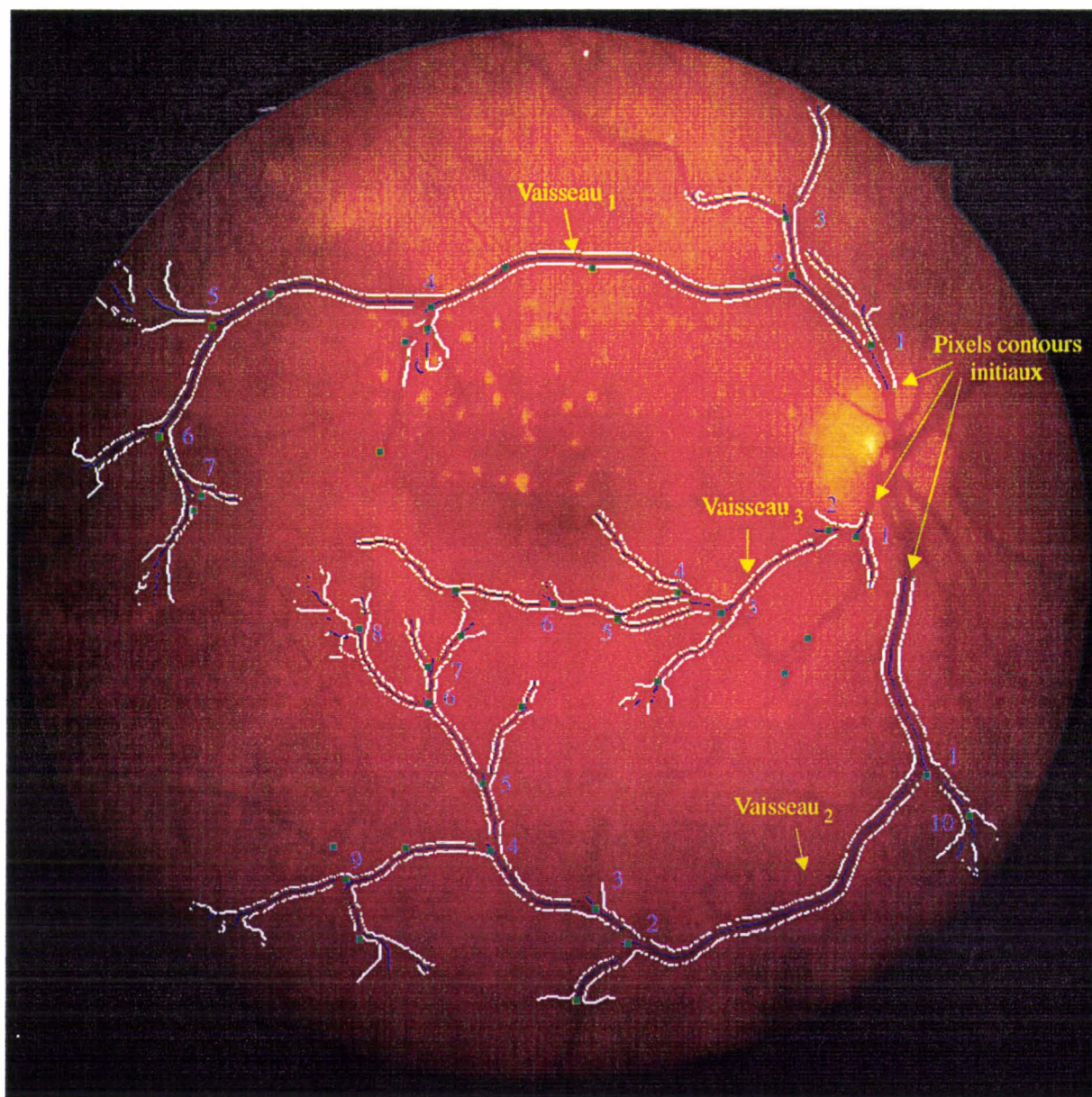


Figure 6. 39: Résultat avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_r=1.0$.

6.4 APPLICATION DE LA RECONSTRUCTION BIDIMENSIONNELLE À QUELQUES IMAGES

Nous présentons dans cette partie le résultat de notre approche sur quelques images de fond d'oeil en couleur. Nous définissons la ligne centrale d'un vaisseau reconstruit par notre méthode comme étant formée par les pixels situés au milieu des sections validées.

Nous rappelons que les carrés verts représentent les vrais noeuds de bifurcation à détecter, et les numéros en bleu correspondent aux vrais noeuds de bifurcation effectivement détectés par notre algorithme. Les pixels contours représentant les noeuds reconstruits sont en blanc et les pixels formant la ligne centrale en bleu.

Nous choisissons les paramètres qui donnent la meilleure reconstruction pour chaque image: nous n'avons pas pu utiliser les mêmes combinaisons de paramètres à cause de différences de qualité entre les images traitées.

6.4.1 Premier cas

Ce premier cas illustre le résultat de notre approche sur l'image de la figure 1.8 du Chapitre 1 (cf. figure 6. 40). C'est une image de fond d'oeil avec un cas simple de reconstruction d'un vaisseau sans bifurcation. Nous utilisons les paramètres suivants: $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_f=0.35$.

Nous pouvons constater que la totalité du vaisseau est reconstruite. C'est un cas facile car il s'agit d'une image saine dépourvue de lésions rétinienne.

6.4.2 Deuxième cas

Il s'agit de l'image 1.14 du Chapitre 1 (cf. figure 6. 41). Nous choisissons de reconstruire trois vaisseaux situés sur des zones saines. La papillite masquant les vaisseaux rétinien proches de la papille, le suivi des vaisseaux est initialisé à l'extérieur de celle-ci. Les paramètres utilisés sont: $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_f=0.35$.

Nous constatons visuellement que Vaisseau₁ est en partie bien reconstruit. Seule sa partie terminale (zone entourée) est mal reconstruite. Ceci est dû à la mauvaise qualité de la

représentation du vaisseau dans la zone de l'image. Il est possible de stopper plus tôt le suivi de Vaisseau₁, en diminuant la valeur du critère d'arrêt K_l . Dans ce cas, le suivi des autres vaisseaux est également arrêté prématurément, ce qui empêche de modéliser correctement la structure vasculaire.

Par contre, la structure de Vaisseau₂ et de Vaisseau₃ est bien retrouvée par notre algorithme.

Nous constatons également que parmi les cinq vrais noeuds de bifurcation à détecter le long des trois vaisseaux, quatre sont bien détectés par notre algorithme. Celui qui n'est pas détecté se situe à la fin de Vaisseau₂.

6.4.3 Troisième cas

Nous appliquons notre algorithme sur l'image de la figure 1.20 du Chapitre 1 avec les paramètres suivants: $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.0$, $K_d=1.0$, $K_f=0.35$ (cf. figure 6. 42).

Nous constatons que parmi les six vrais noeuds de bifurcation à détecter, cinq sont bien détectés par notre algorithme. Bien que le vaisseau noté Vaisseau₁ soit situé sur une zone fortement nécrosée, l'arbre vasculaire est bien reconstruit. Par contre, le suivi d'une des ramifications du vaisseau s'arrête prématurément car elle ne se distingue pas nettement du fond rétinien: elle est masquée par les lésions d'une part, et d'autre part, les vaisseaux fils issus des noeuds de bifurcation en (a) et (b) de Vaisseau₁ sont partiellement représentés dans l'image.

Par contre, à l'aide du critère visuel de localisation, nous constatons qu'il y a des faux noeuds reconstruits par notre algorithme: ceci est dû à une mauvaise détection de noeuds de bifurcation, provoquée par une mauvaise qualité de représentation du vaisseau dans l'image (cf. zone entourée de la figure 6. 42).

6.4.4 Quatrième cas

Nous présentons respectivement sur les figures 6. 43 et 6. 44, le résultat de notre algorithme appliqué sur l'image de la figure 1.12 du Chapitre 1 et sur celle de la figure 6. 1 du Chapitre 6. Ces deux images correspondent à un même fond d'oeil, mais sont acquises à des

intervalles de temps différents et selon des directions de prise de vue différentes: celle de la figure 6. 44 a été acquise huit jours après celle de la figure 6. 43. Les paramètres du suivi récursif utilisés pour les deux images sont les suivants: $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_f=0.2$.

Afin de pouvoir évaluer dans quelle mesure il est possible de mettre en correspondance un même vaisseau reconstruit dans deux images différentes, nous allons nous concentrer sur le vaisseau noté Vaisseau₁ sur les deux figures.

Nous associons le même numéro (en bleu) aux vrais noeuds de bifurcation détectés par l'algorithme, et les carrés verts représentent les vrais noeuds de bifurcation à détecter présents dans les images.

Sur la figure 6. 43, nous remarquons que certains vrais noeuds de bifurcation désignés par (a), (b), (c) et (d) dans cette image ne sont pas détectés. En effet, les vaisseaux fils, issus de ces quatre noeuds de bifurcation sont particulièrement mal représentés dans cette image. Vraisemblablement, cet état de fait est dû à des conditions d'acquisition mal maîtrisées. Sur cette figure, les trois vrais noeuds de bifurcation notés 1, 2 et 3 sont détectés par l'algorithme.

Sur la figure 6. 44, l'algorithme détecte sept vrais noeuds de bifurcation, dont les trois détectés sur la figure 6. 43.

En comparant les résultats des figures 6. 43 et 6. 44, nous constatons qu'après le premier noeud de bifurcation détecté, le vaisseau V_1^2 est mal reconstruit sur la figure 6. 43 et bien reconstruit sur la figure 6. 44. Le vaisseau V_1^2 ne peut pas être pris en considération pour effectuer une mise en correspondance. Par contre, le vaisseau V_1^1 est reconstruit dans les deux images.

Afin d'illustrer la mise en correspondance entre les deux images à l'aide de Vaisseau₁, nous montrons sur les figures 6. 45 et 6. 46 l'arbre binaire modélisant les vaisseaux reconstruits par notre algorithme. Nous avons entouré les vaisseaux fils reconstruits communs aux deux images. Nous constatons que sept vaisseaux fils sont communs aux deux arbres. Ils peuvent constituer une base pour la mise en correspondance entre les deux arbres.

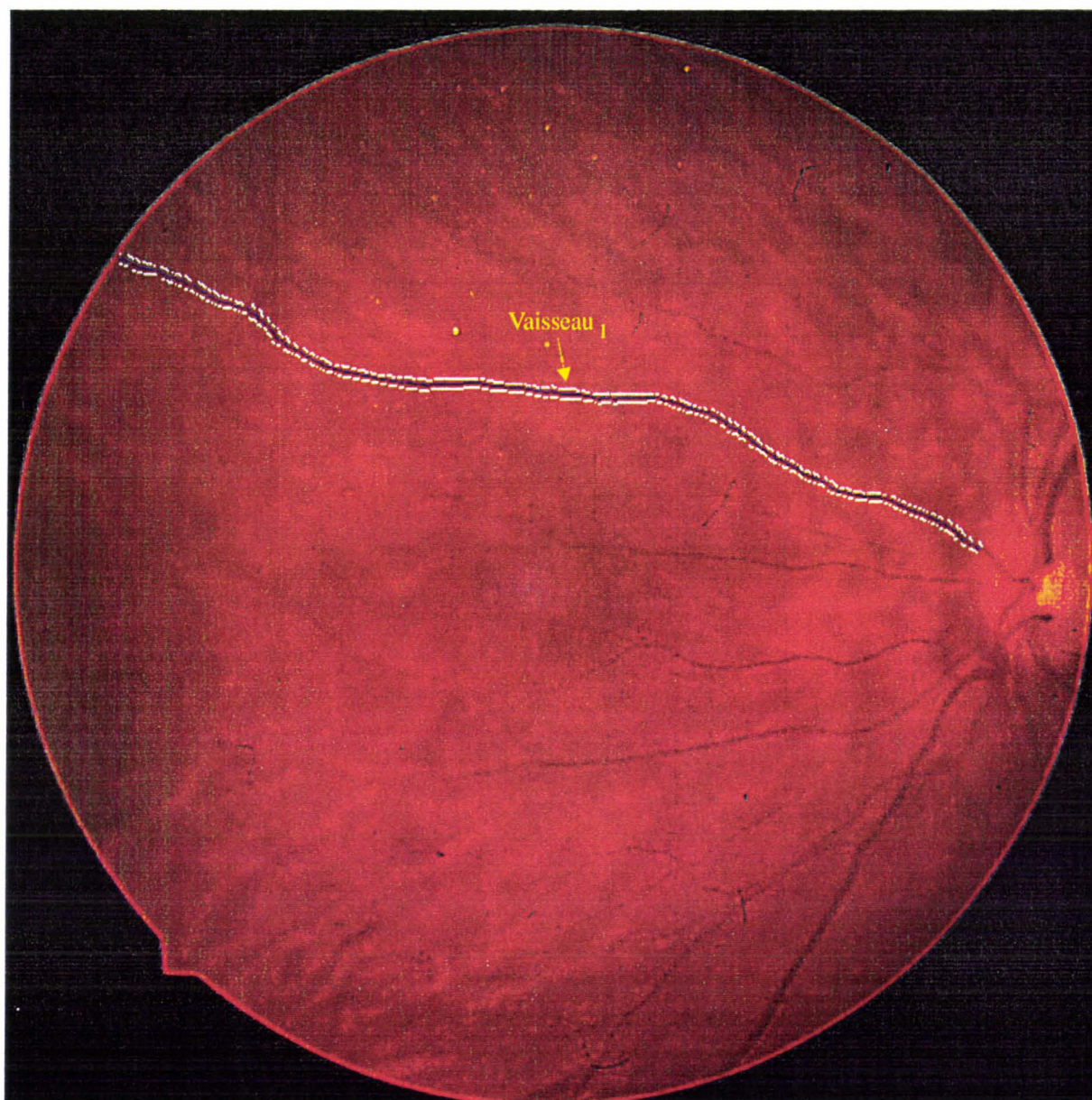


Figure 6. 40: Résultat de notre approche avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_l=0.35$ sur la figure 1.8.

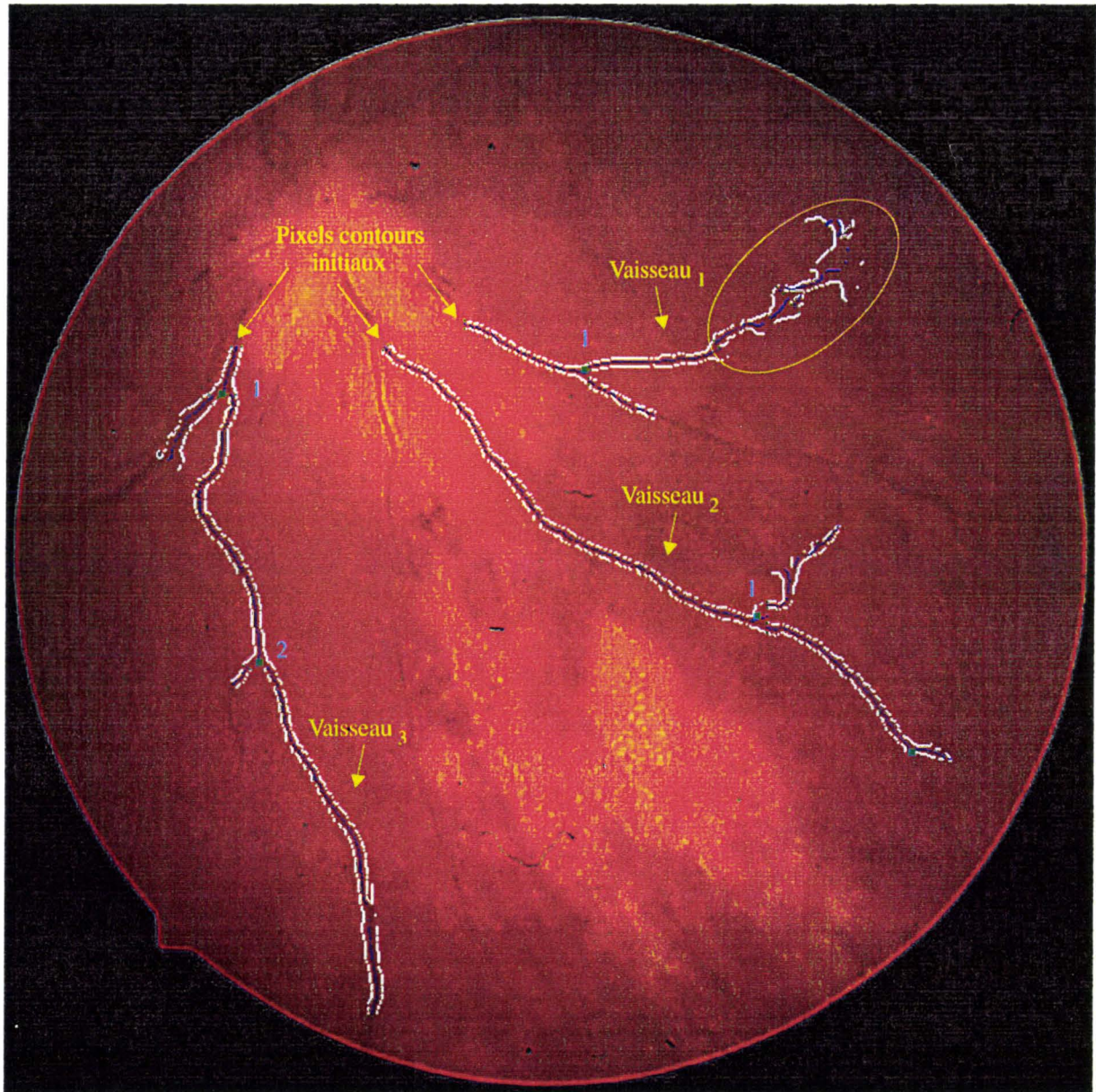


Figure 6. 41: Résultat de notre approche avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_l=0.35$ sur la figure 1.14.

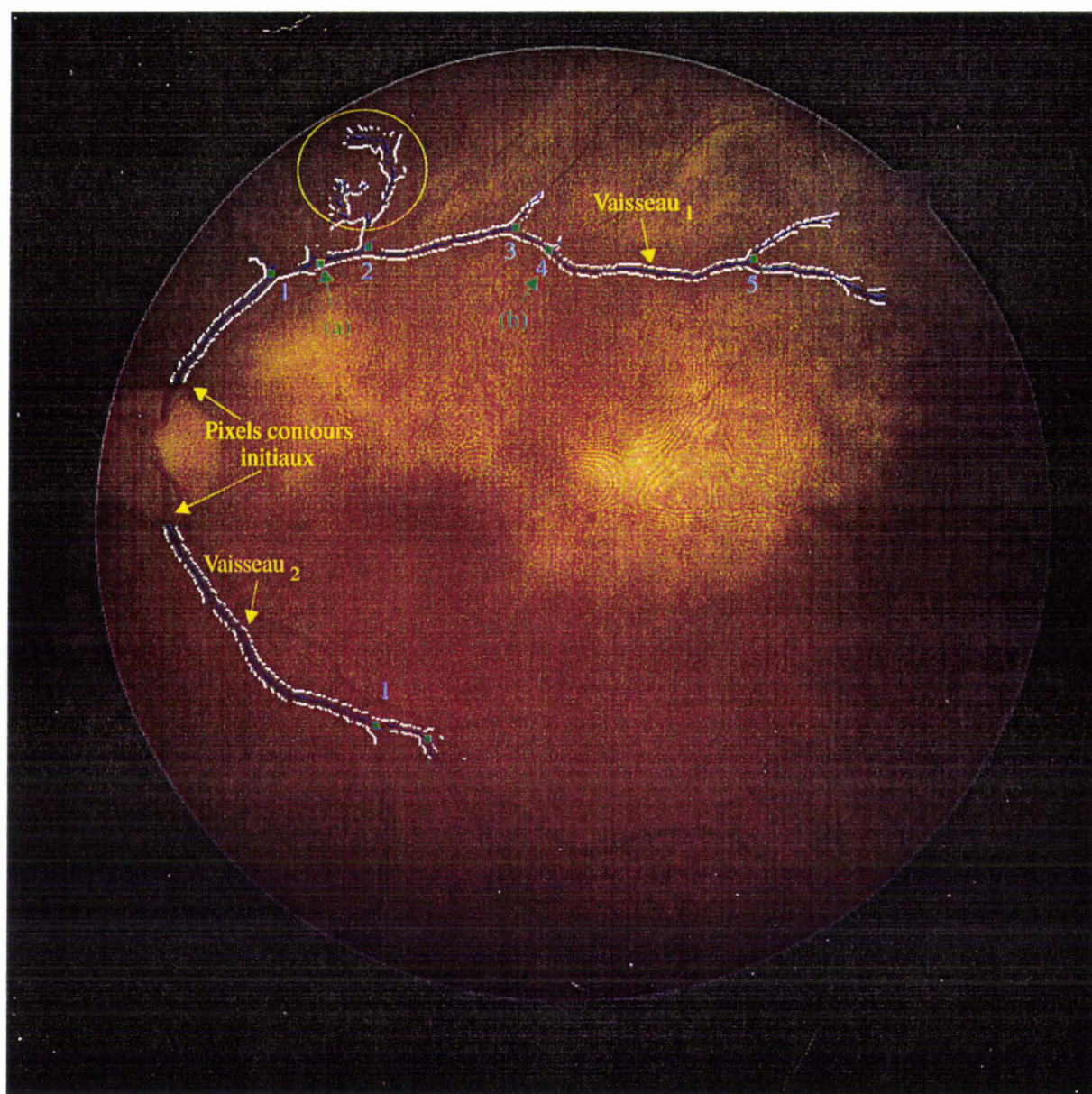


Figure 6. 42: Résultat de notre approche avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.0$, $K_d=1.0$, $K_l=0.35$ sur la figure 1.20.

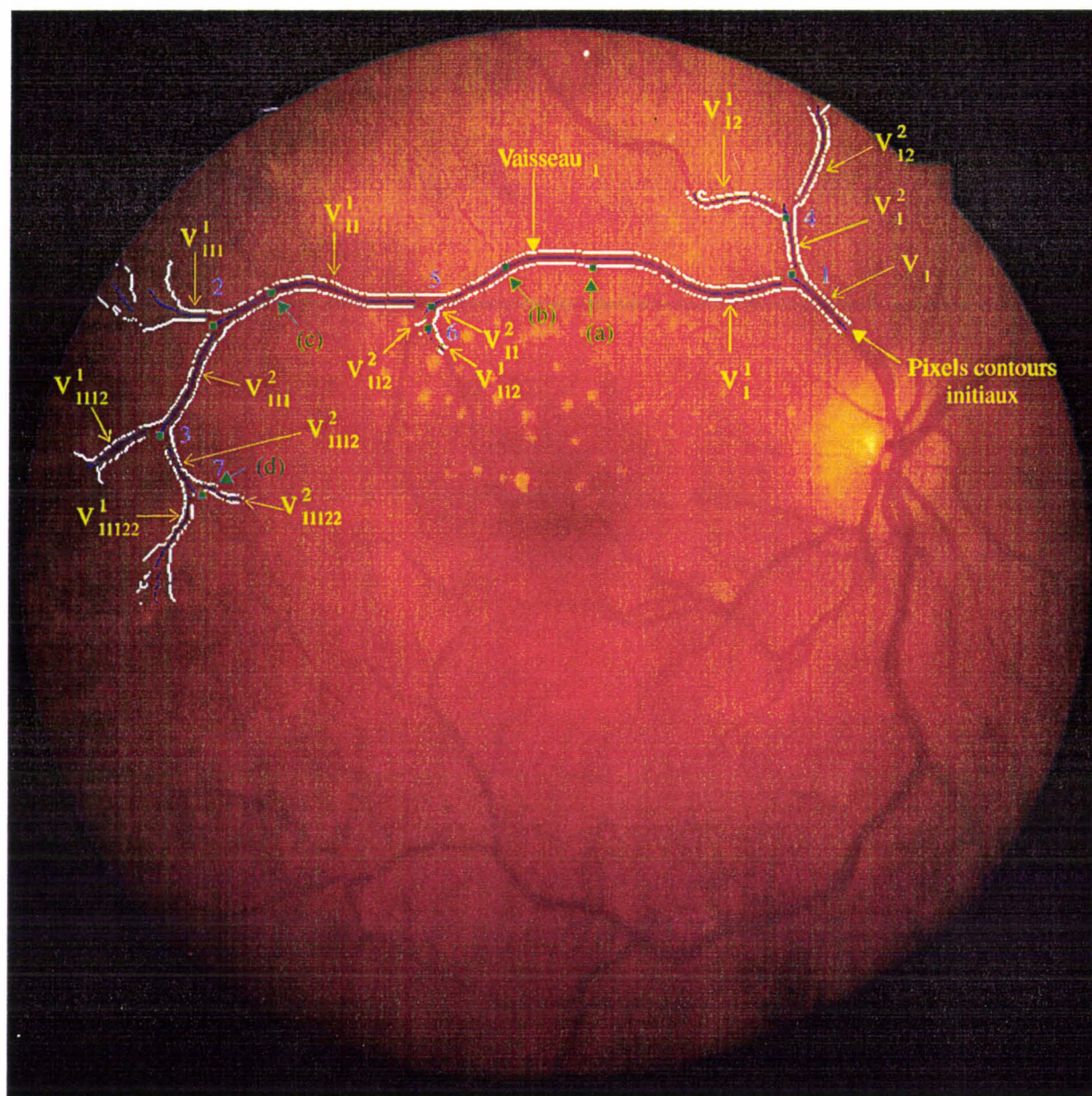


Figure 6. 44: Résultat de notre approche avec $S_b=1$, $S_h=3$, $K_v=1.5$, $K_d=1.5$, $K_l=0.2$ sur la figure 1.12.

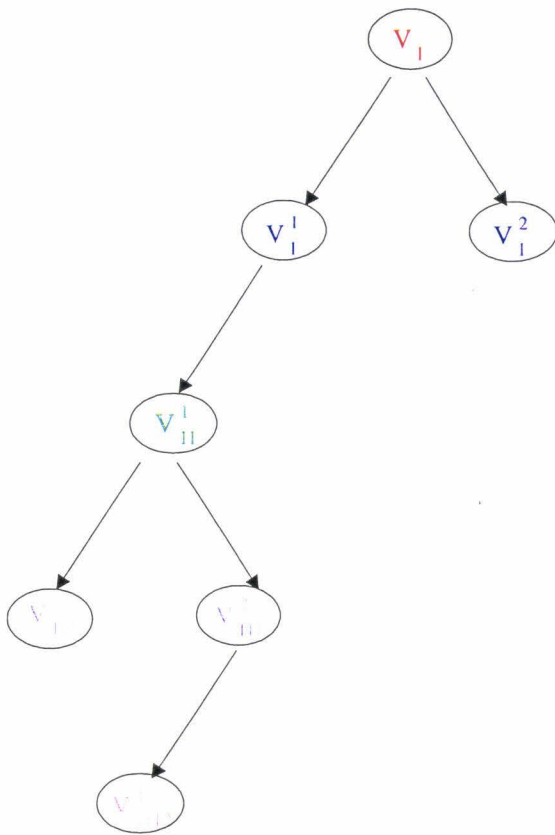


Figure 6. 45: Arbre binaire deVaisseau₁ reconstruit de la figure 6. 43

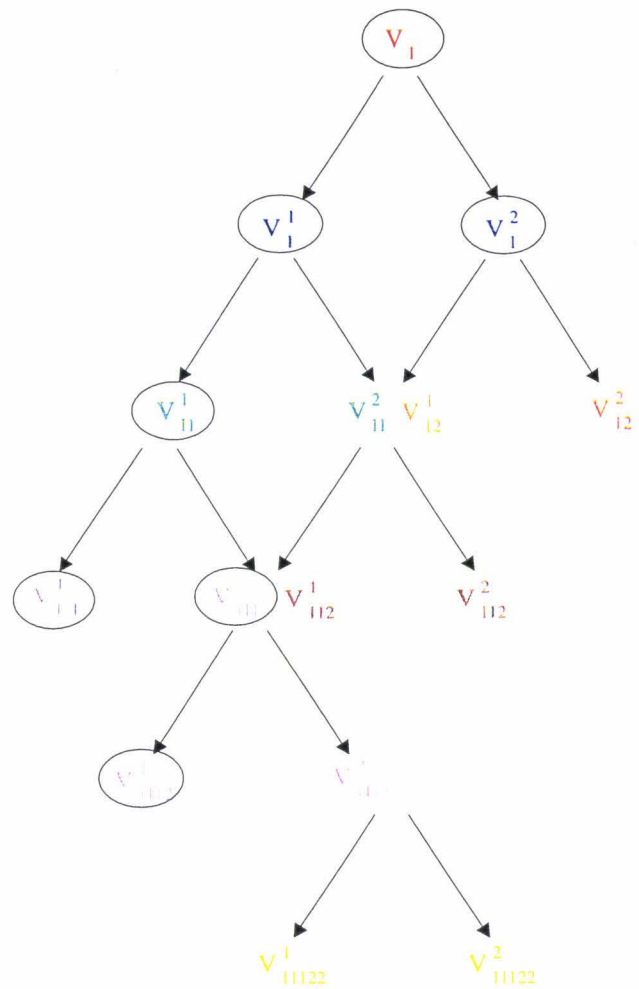


Figure 6. 46: Arbre binaire deVaisseau₁ reconstruit de la figure 6. 44.

6.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté la phase de réglage des paramètres de notre approche afin de définir les valeurs qui permettent de reconstruire au mieux les vaisseaux rétiniens. Le critère de jugement de la qualité de la reconstruction repose principalement sur la maximisation du nombre de vrais noeuds de bifurcation détectés. Toutefois, il est essentiel d'y ajouter une appréciation visuelle de la localisation des contours suivis pour juger de la qualité de reconstruction d'un vaisseau.

La qualité des images n'étant pas la même d'une image à l'autre, nous avons également constaté qu'il n'existe pas une seule combinaison des valeurs des paramètres qui permette de reconstruire les vaisseaux réiniens.

Les valeurs des paramètres précisées dans ce chapitre ne sont qu'indicatives. Le réglage des paramètres est le point délicat de l'utilisation de la méthode que nous proposons. En effet, pour chaque nouveau patient à traiter, le praticien doit préalablement régler les paramètres suivant la procédure indiquée dans ce chapitre pour obtenir une reconstruction satisfaisante des vaisseaux réiniens. Dans le cadre d'une exploitation clinique quotidienne d'une telle méthode, il nous semble donc essentiel de développer un outil performant d'aide au réglage de ces paramètres utilisés par le praticien.

CONCLUSION



Notre travail s'inscrit au sein du projet ACINFO, qui consiste en la conception d'un système d'évolution de l'évaluation temporelle de lésions à C.M.V. pour analyse d'images couleur de fond d'oeil. Nous avons contribué à ce projet en proposant une méthode originale de reconstruction bidimensionnelle de vaisseaux rétiens par analyse d'images couleur de fond d'oeil. Les vaisseaux ainsi reconstruits sont des repères nécessaires pour localiser des lésions de rétinite à C.M.V. présentes sur différentes images de fond d'oeil de malades atteints du virus V.I.H.

De nombreuses méthodes de reconstruction de vaisseaux sont parues dans la littérature: celles-ci sont fondées soit uniquement sur l'analyse des contours des vaisseaux, soit sur l'analyse de leur corps. La plupart des ces méthodes sont appliquées à des images angiographiques soustraites obtenues à l'aide de produit de contraste, ce qui améliore considérablement le rapport signal sur bruit de celles-ci. Ce type d'images n'est pas adapté à notre application. En effet, l'utilisation de produit de contraste influe sur la couleur des lésions rétiennes, empêchant d'évaluer leurs propriétés colorimétriques.

Notre démarche se différencie des approches existantes car nous proposons, d'une part, d'exploiter la couleur pour reconstruire les vaisseaux rétiens, et d'autre part, d'analyser au même titre les contours et le corps des vaisseaux rétiens.

En effet, notre méthode de reconstruction de vaisseaux rétiens est fondée sur le suivi récursif de leurs contours, rendu robuste par l'analyse de leur corps.

Les contours sont obtenus avec la méthode de détection de contours que nous avons présentée au Chapitre 4. Dans ce chapitre, nous avons tenté de déterminer quels sont les systèmes de représentation les mieux adaptés à notre application en vue d'obtenir une bonne localisation des contours. Notre méthode étant fondée sur le suivi des contours détectés, la qualité de ce traitement de bas niveau est primordiale.

Le suivi récursif des contours permet de reconstruire les vaisseaux sous la forme d'une liste de noeuds reconstruits. Les noeuds reconstruits sont validés par deux tests. Le premier est fondé sur la continuité du pseudo-diamètre du vaisseau: une méthode originale est proposée

afin que les noeuds reconstruits respectent cette hypothèse. Le deuxième test exploite l'information région: il a permis d'introduire un critère d'arrêt du suivi de contours.

La direction locale du vaisseau à reconstruire, calculée par l'analyse du corps du vaisseau, est utilisée pour résoudre les différents cas de figure qui peuvent survenir lors du suivi de contours tels que les ruptures de connexité des contours et la présence de plusieurs pixels contours connexes au pixel contour courant.

Sur un cas concret, nous avons également présenté comment régler les trois paramètres utilisés par notre algorithme afin de reconstruire au mieux les vaisseaux rétinien. Ces trois paramètres doivent être réglés pour chaque patient, car il n'existe pas un ensemble de valeurs qui permettent de reconstruire de manière satisfaisante les vaisseaux présents dans n'importe quelle image de fond d'oeil.

Afin de juger de la qualité de la reconstruction effectuée, nous avons introduit plusieurs critères dont deux qui permettent de quantifier la qualité de la détection des noeuds de bifurcation détectés par notre algorithme.

Ces critères de jugement nous ont permis de constater que notre algorithme permet de reconstruire les principales branches des vaisseaux rétinien.

Les vaisseaux fils reconstruits associés aux noeuds de bifurcation détectés peuvent servir de base à une procédure de mise en correspondance entre les vaisseaux reconstruits de deux images de fond d'oeil acquises à des moments et des angles de prise de vue différents.

Par ailleurs, nous avons effectué ce travail dans le cadre du projet ACINFO dont le but final est de mettre en place un outil informatisé pour le suivi ophtalmologique des lésions de rétinite à C.M.V. Toutefois, il est à noter que l'approche que nous avons proposée pourrait être également exploitée pour la localisation d'autres types de lésions rétinien.

Pour terminer, bien que nous ayons décrit, au Chapitre 1, les caractéristiques des lésions de rétinite à C.M.V. nous n'avons pas travaillé sur la segmentation des lésions et l'extraction automatique des caractéristiques des lésions rétinien. Ces deux aspects sont difficiles à traiter est font l'objet du travail de recherche d'un doctorant, Michaël Fontaine. En effet, extraire automatiquement les lésions rétinien qui forment des régions texturées, dont les frontières avec le fond sont parfois floues, est délicat et nécessite la mise en oeuvre de

procédures spécifiques et originales, fondées sur les propriétés de connexité entre les pixels [Fontaine 99]. Le fruit de ce travail devra alors être fusionnée avec notre méthode de suivi des vaisseaux rétiens, afin de permettre l'analyse temporelle de l'évolution des lésions rétiennes.

ANNEXE A

Courbes représentant la variation des mesures F1 et F2 en fonction du rapport signal sur bruit.

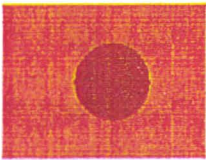
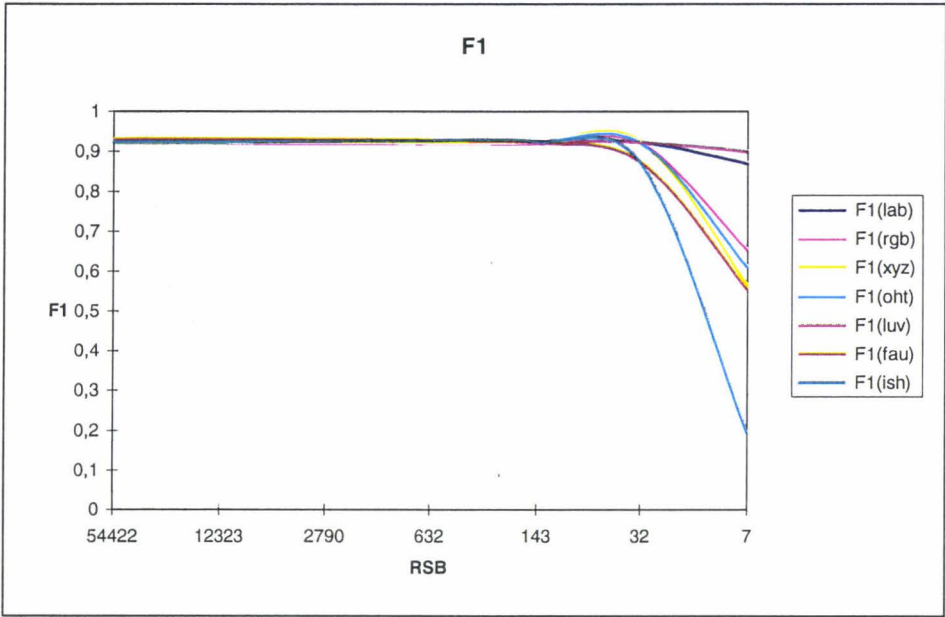


Image test 1

Classement par ordre décroissant:

luv
lab
rgb
oht
xyz
fau
ish

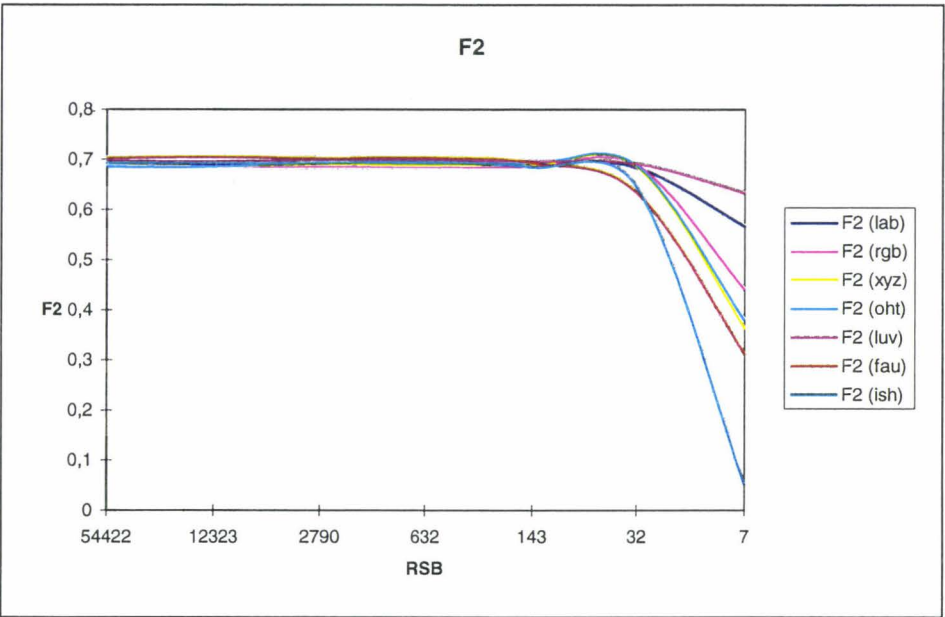


Figure A. 1: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 1 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

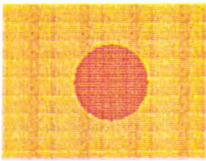
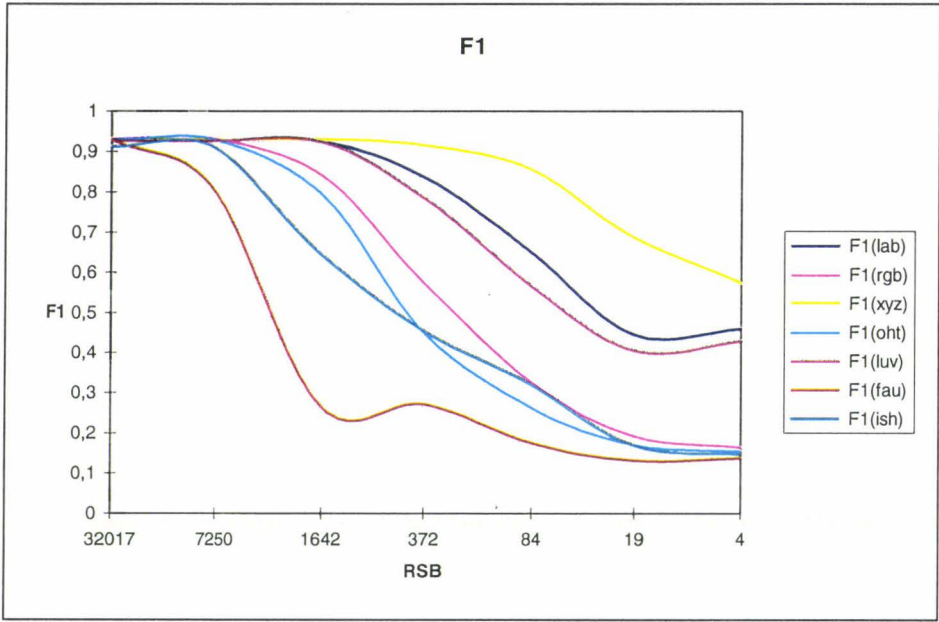


Image test 2

Classement par ordre décroissant:

xyz
lab
luv
rgb
oht
ish
fau

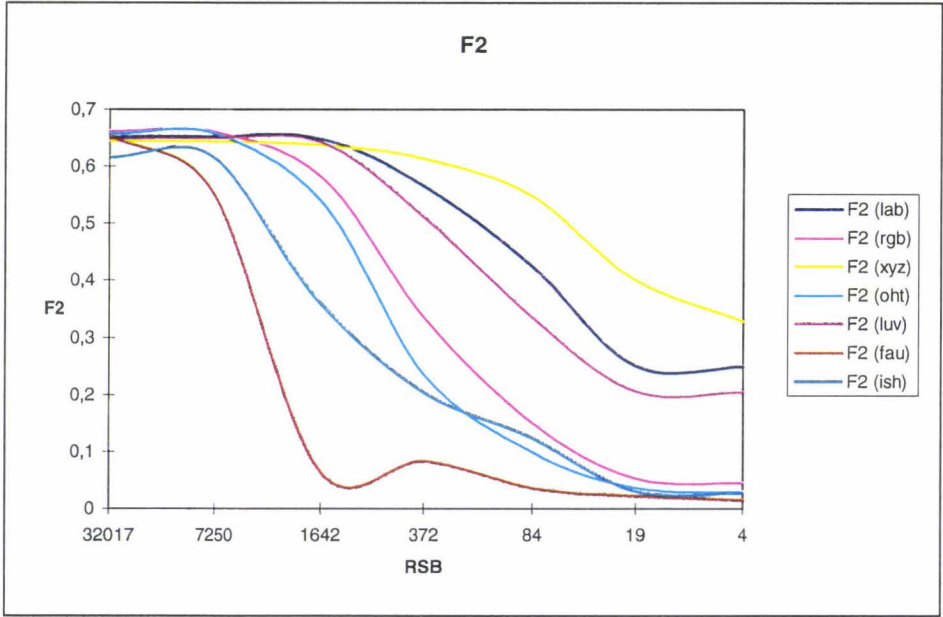


Figure A. 2: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 2 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

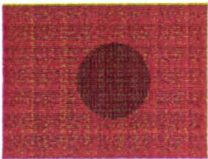
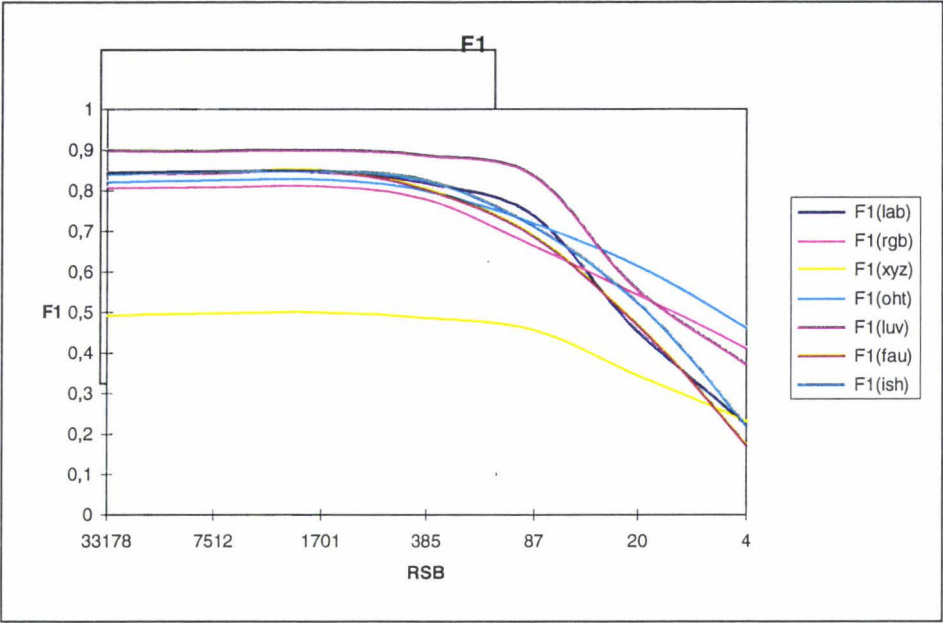


Image test 3

Classement par ordre décroissant:

- luv
- oht
- lab
- ish
- fau
- rgb
- xyz

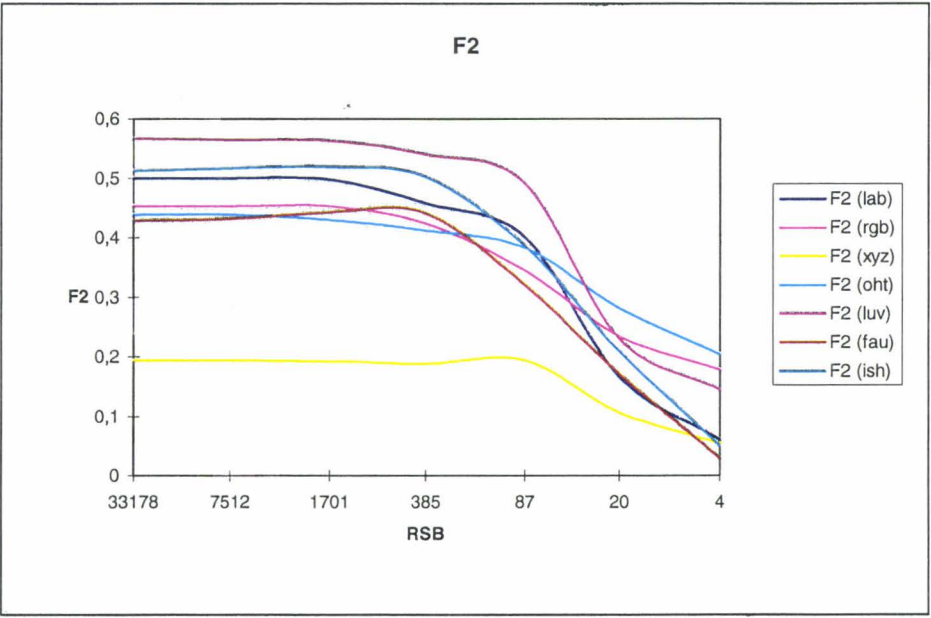


Figure A. 3: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 3 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

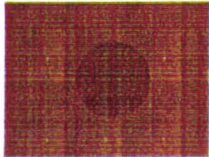
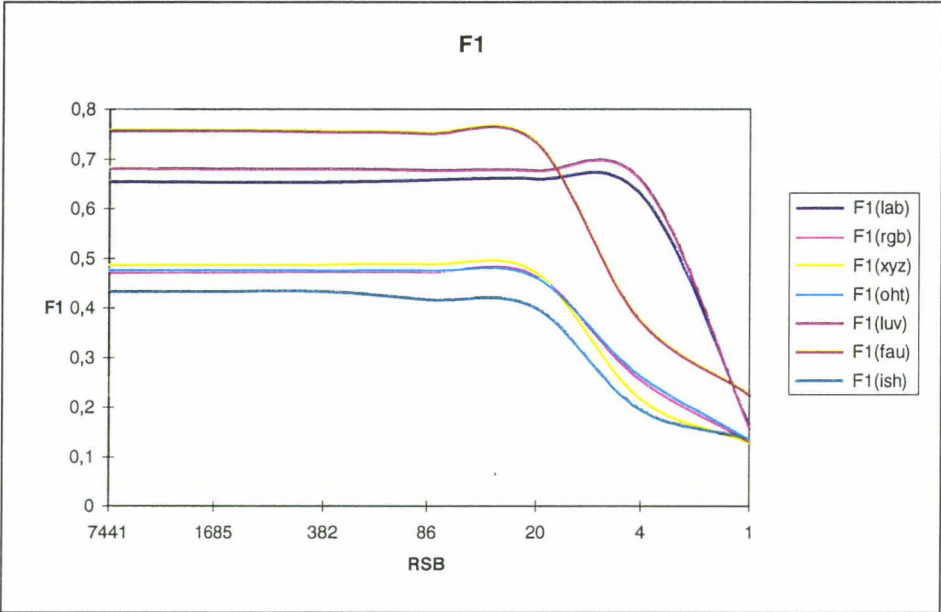


Image test 4

Classement par ordre
décroissant

luv
lab
fau
oht
xyz
rgb
ish

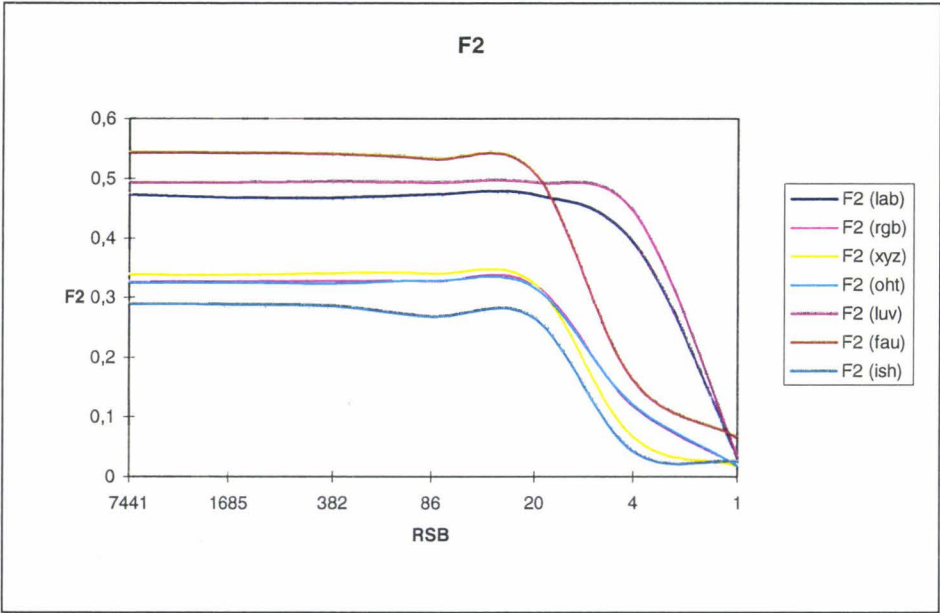


Figure A. 4: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 4 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

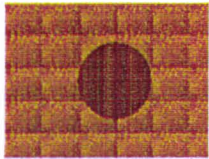
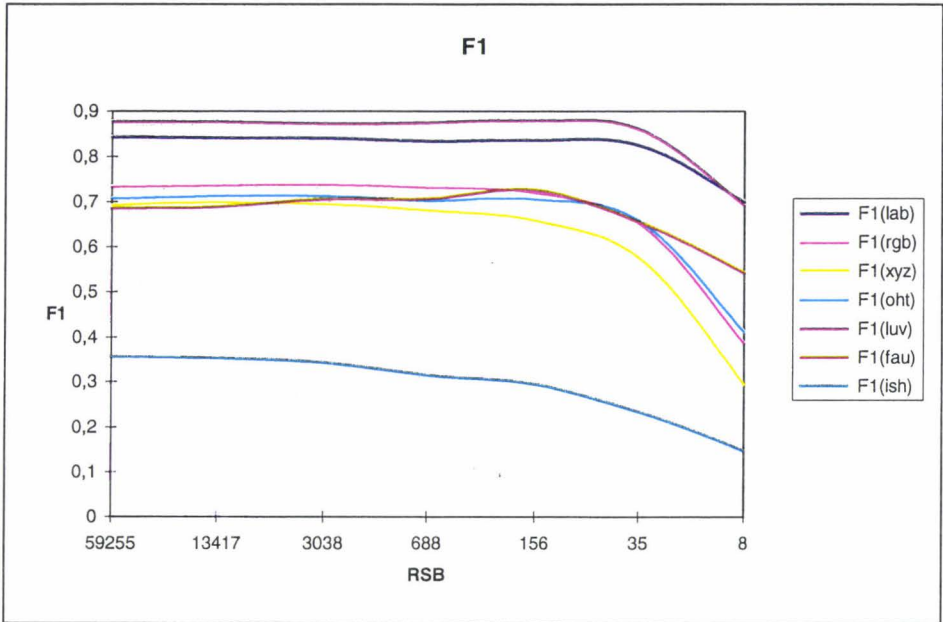


Image test 5

Classement par ordre
décroissant

luv
lab
fau
oht
rgb
xyz
ish

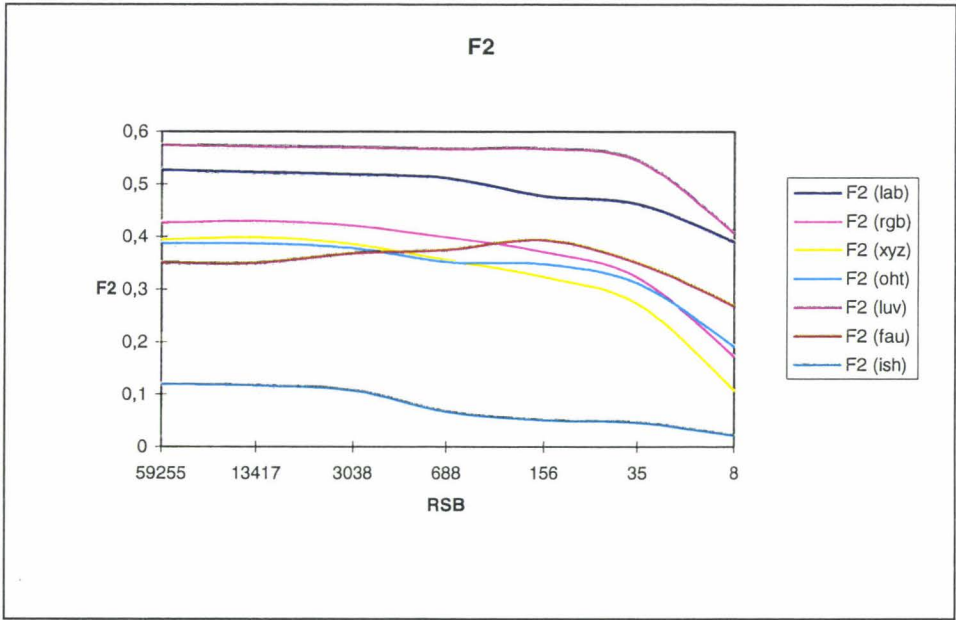


Figure A. 5: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 5 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

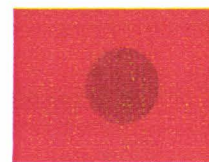
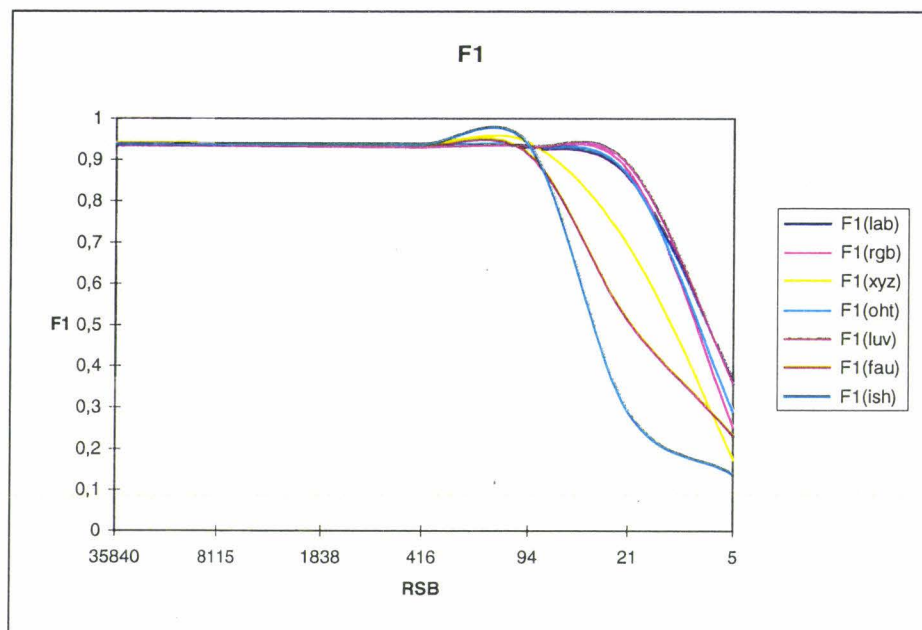


Image test 6

Classement par ordre décroissant

luv
lab
rgb
oht
rgb
xyz
fau
ish

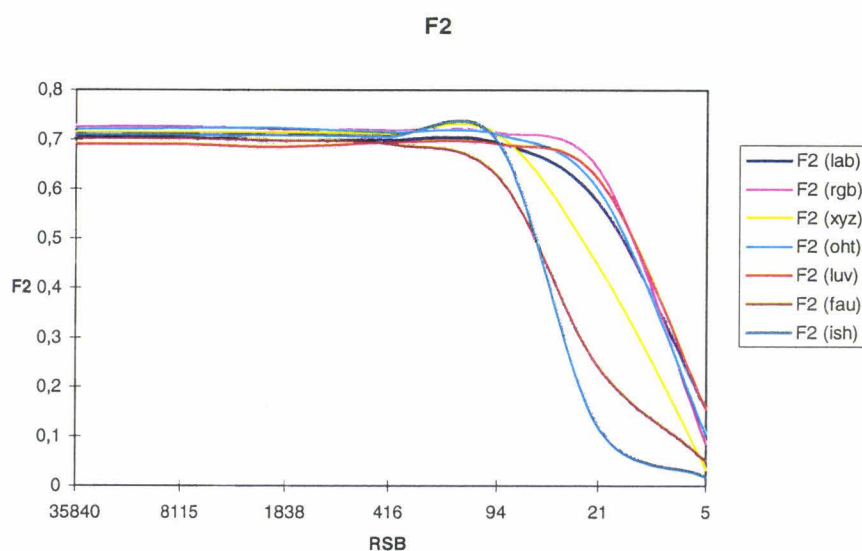


Figure A. 6: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 6 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

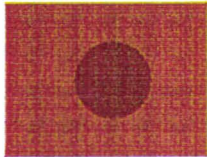
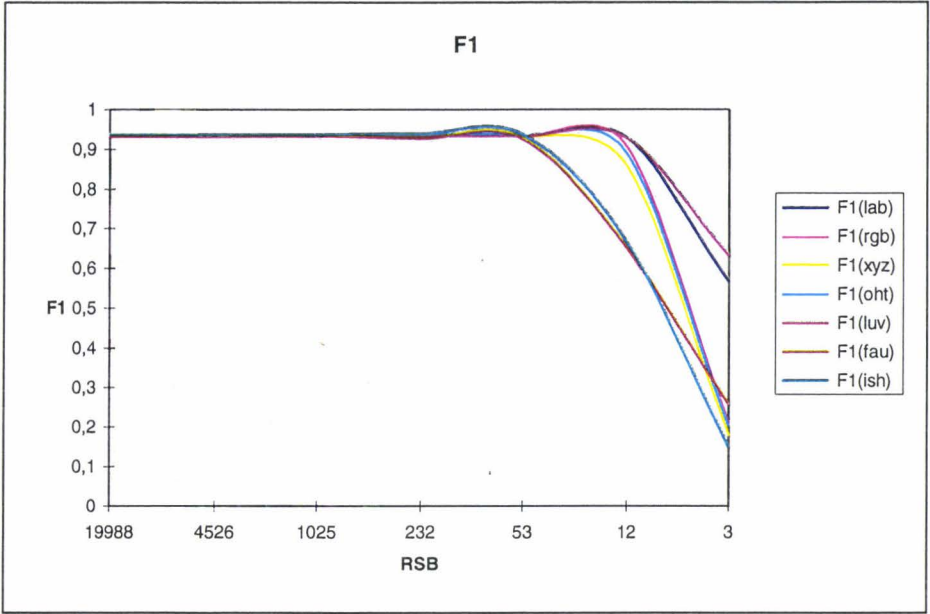


Image test 7

Classement par ordre
décroissant

- luv
- lab
- rgb
- oht
- xyz
- fau
- ish

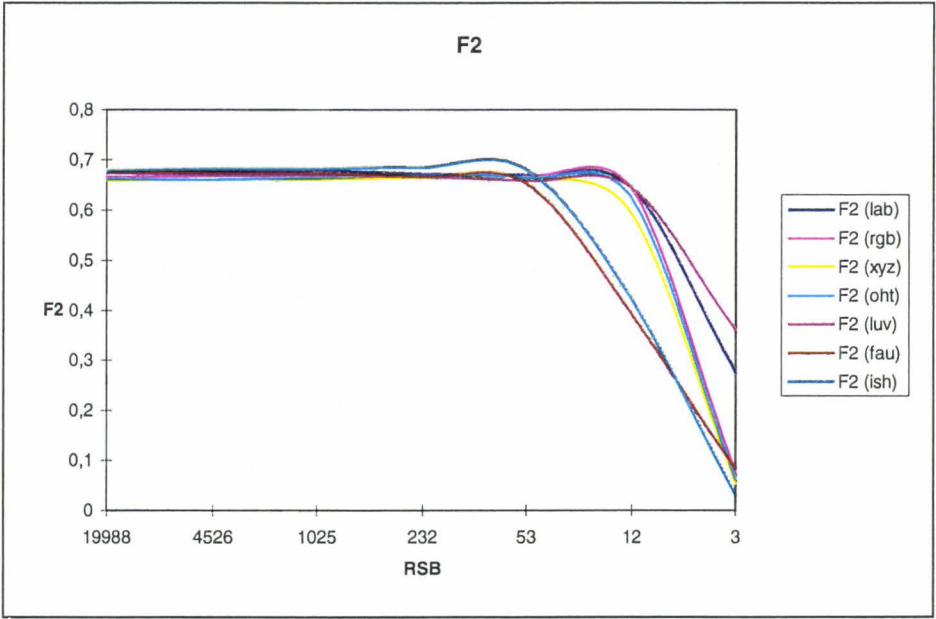


Figure A. 7: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 7 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

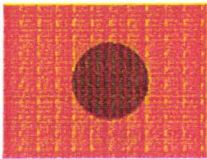
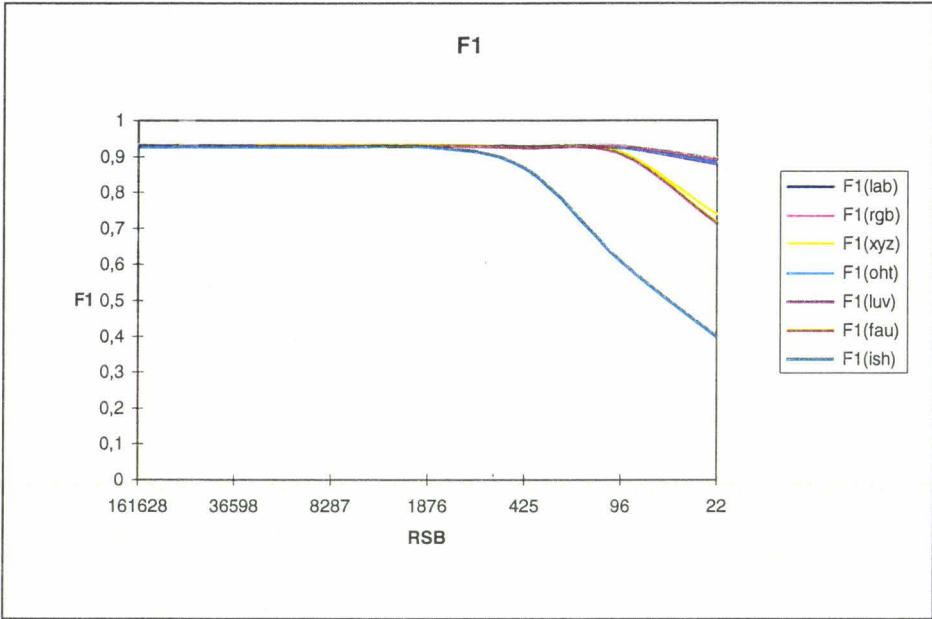


Image test 8

Classement par ordre décroissant:

- luv
- lab
- rgb
- oh
- xyz
- fau
- ish

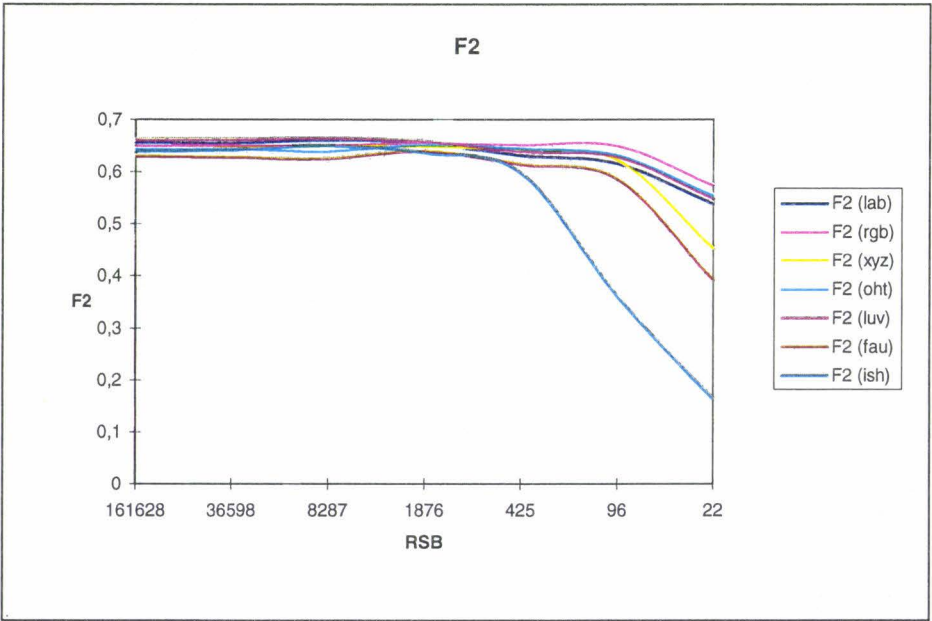


Figure A. 8: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 8 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

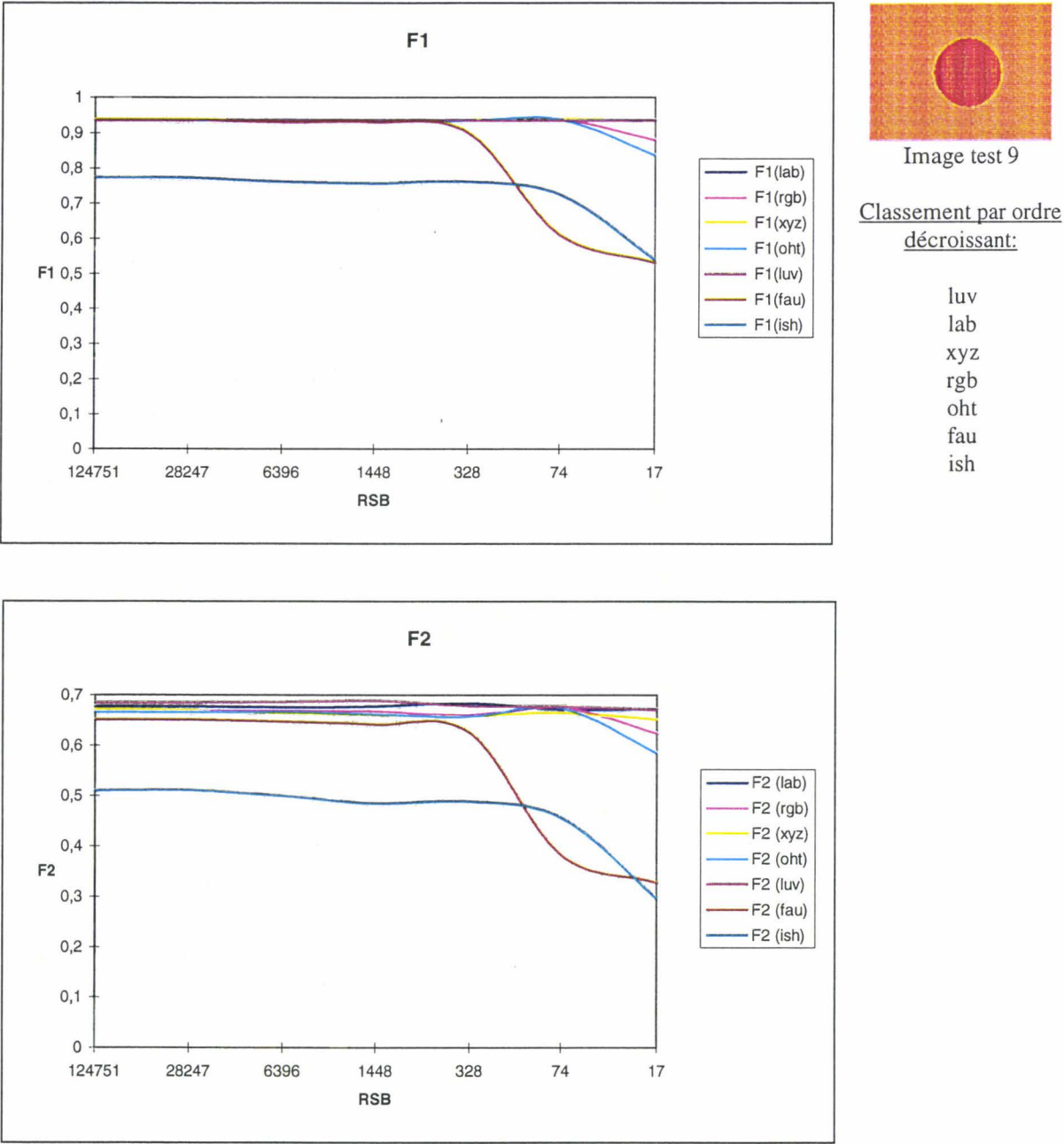


Figure A. 9: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 9 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

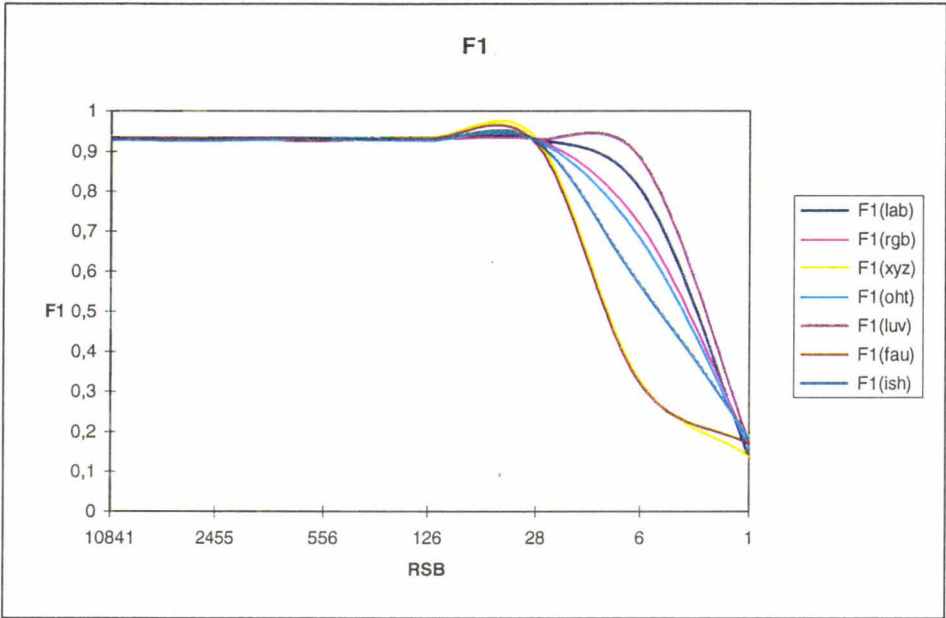


Image test 10

Classement par ordre décroissant

luv
lab
rgb
oht
ish
fau
xyz

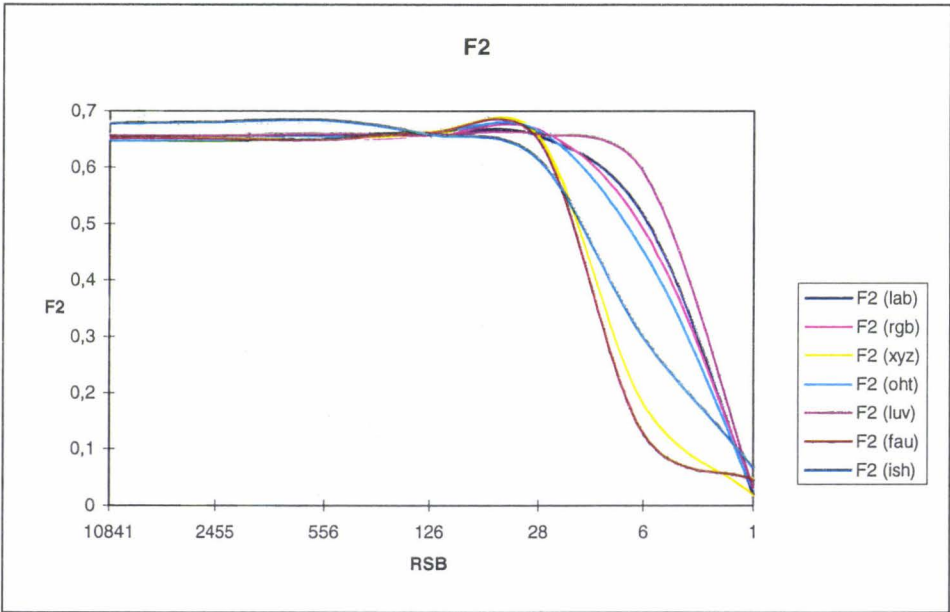


Figure A. 10: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 pour l'image test 10 en fonction du rapport Signal sur Bruit.

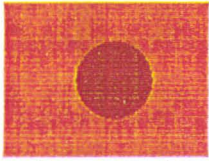
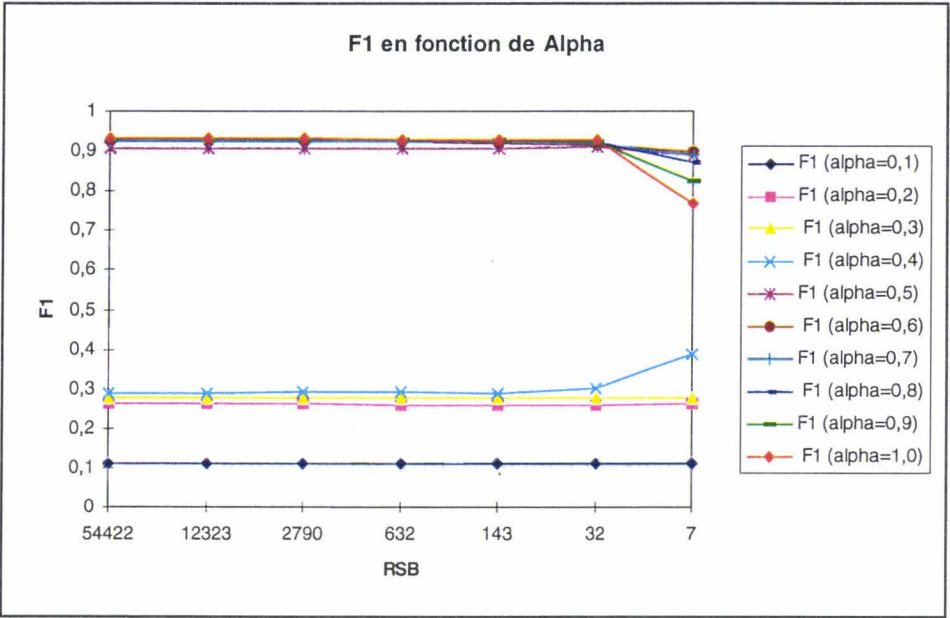


Image test 1

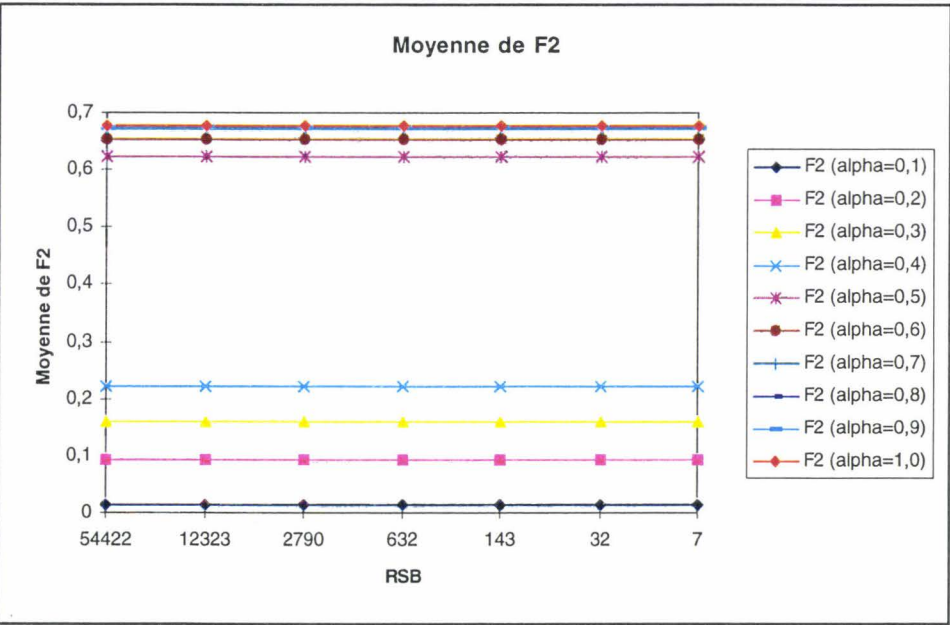


Figure A. 11: Courbes représentant la valeur des mesures F1 et F2 en fonction de α pour l'image test 1.

ANNEXE B

Équation d'une droite discrétisée

Afin de trouver les pixels P de coordonnées (x,y) appartenant au segment de droite discrétisé $[G,D]$, nous utilisons l'équation d'une droite qui passe par le centre de gravité des deux pixels $G(x_g, y_g)$ et $D(x_d, y_d)$, et dont l'équation est définie par:

$$(x_d - x_g) \cdot (y - y_g) - (x - x_g) \cdot (y_d - y_g) = 0$$

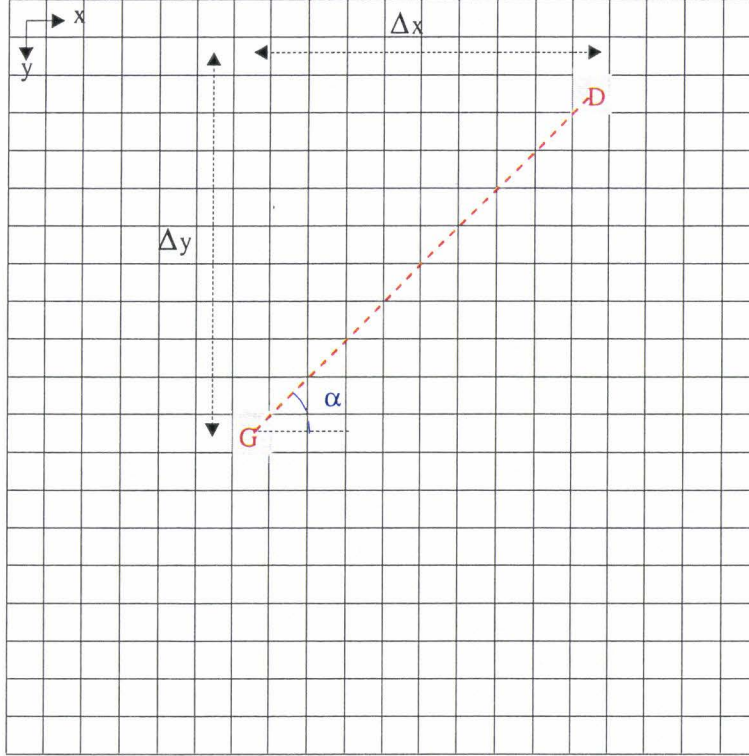


Figure B. 1: Détermination des pixels appartenant à la droite discrétisée reliant G et D .

Dans un premier temps, nous déterminons l'angle α d'une telle droite avec l'axe x , tel que (cf. figure B. 1):

$$\alpha = \arctan\left(\frac{y_d - y_g}{x_d - x_g}\right)$$

Dans un deuxième temps, nous déterminons x et y selon quatre cas. Ceci permet de tenir compte de la position du pixel G par rapport au pixel D et d'obtenir tous les pixels reliant G et D .

Soient $\Delta x = |x_d - x_g|$ et $\Delta y = |y_d - y_g|$.

- Si $\alpha \in \left[\frac{-\pi}{4}, \frac{\pi}{4} \right]$, alors $\Delta x \geq \Delta y$. Nous faisons alors varier x et déterminons y par l'équation suivante:

$$y = \text{Ent} \left(\frac{(y_d - y_g)x + (x_d y_g - x_g y_d)}{x_d - x_g} \right)$$

avec $x \in \mathbb{IN}$ et $x \in [x_d, x_g]$. $\mathbb{IN}$ est l'ensemble des entiers naturels.

- Si $\alpha \in \left[\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2} \right]$ ou $\alpha \in \left[\frac{-\pi}{2}, \frac{-\pi}{4} \right]$, alors $\Delta x \leq \Delta y$. Nous faisons varier y et déterminons x par l'équation suivante:

$$x = \text{Ent} \left(\frac{(x_d - x_g)y + (x_g y_d - x_d y_g)}{y_d - y_g} \right)$$

avec $y \in \mathbb{IN}$ et $y \in [y_d, y_g]$. Il est à noter que si nous prenions l'équation précédente, nous n'obtiendrions pas tous les pixels entre G et D car Δx , qui représente l'intervalle de variation de x , serait trop petit.

- Si α est multiple de π , la droite est horizontale. y est alors constant et $x \in [x_d, x_g]$.
- Si α est multiple de $\frac{\pi}{2}$, la droite est verticale. x est alors constant et $y \in [y_d, y_g]$.

PUBLICATIONS DANS LE CADRE DE LA THÈSE

PUBLICATION DANS UN JOURNAL INTERNATIONAL AVEC COMITÉ DE LECTURE

V. Rakotomalala, L. Macaire, M. Valette, P. Labalette, Y. Mouton, J.G. Postaire.

"Identification of retinal vessels by color image analysis.":

Machine Graphics and Vision, volume 7, no. 4, 1998, pages 725-742.

PUBLICATIONS DANS DES CONGRÈS INTERNATIONAUX AVEC COMITÉ DE LECTURE

V. Rakotomalala, L. Macaire, M. Valette, P. Labalette, Y. Mouton, J.G. Postaire.

"Retinal blood vessel reconstruction by an original color edge tracking":

IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, Tucson, U.S.A., 6-7 Avril 1998, pages 232-237.

V. Rakotomalala, L. Macaire, M. Valette, P. Labalette, J.G. Postaire.

"Reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux rétinien par un suivi récursif en couleur":

Colloque International sur le Traitement d'Images et les Systèmes de Vision Artificielle, TISVA'98, Équipe Traitement d'images, E.S.T. Oujda, MAROC, 27-28 Avril 1998, pages 141-148.

PUBLICATION DANS UN CONGRÈS NATIONAL AVEC COMITÉ DE LECTURE

V. Rakotomalala, L. Macaire, M. Valette, P. Labalette, J.G. Postaire.

"Reconstruction 2D du réseau vasculaire rétinien par un suivi récursif en couleur":

9^{ème} Forum Jeunes Chercheurs en Génie Biologique et Médical, Brest, FRANCE, 14 - 15 Mai 1998.

PRÉSENTATION À UNE RÉUNION DU GDR-ISIS - GROUPE DE TRAVAIL SUR L'IMAGE COULEUR DE JUIN 1999

"Reconstruction bidimensionnelle des vaisseaux rétinien par analyse couleur de fond d'oeil."

BIBLIOGRAPHIE

- [Abdou 79] Abdou I.E., Pratt W.K.: "Quantitative design and evaluation of enhancement / thresholding edge detectors.", *Proceedings of IEEE*, Mai 1979, vol. 67, pp. 753-763.
- [Adel 94] Adel: "Détection des défauts dans les placages d'Okoumé par traitement d'images couleur et analyse de texture.", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique Lorraine, Janvier 1994.
- [Akita 80] Akita. K., Kuga H.: "Digital processing of color ocular fundus images.", *MEDINFO 80*, Lindberg/Kaihara, North-Holland Publishing Company, 1980, pp. 80-83.
- [Alshatti 94] Alshatti W.: "Approches vectorielles du filtrage et de la détection des contours dans des images mutli-spectrales.", Thèse de Doctorat, Université de Savoie, Octobre 1994.
- [Bagdassarian 95] Bagdassarian C.: "Classification chromatique pour la reconnaissance d'objets: application aux scènes routières.", Thèse de Doctorat, Ecole des Mines de Paris, Octobre 1995.
- [Becker 98] Becker D. E., Can A., Turner J., Tanenbaum H., Roysam B. : "Image processing algorithms for retinal montage synthesis, mapping, and real-time location determination.", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Janvier 1998, vol. 45, no. 1, pp. 105-118.
- [Cabestaing 92] Cabestaing F.: "Détection de contours en mouvement dans une séquence d'images. Conception et réalisation d'un processeur câblé temps-réel.", Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, Janvier 1992.
- [Canny 86] Canny J.F.: "A computational approach to edge detection.", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Novembre 1986, vol. 8, pp. 769-798.
- [Carron 95] Carron T.: "Segmentation d'images couleur dans la base Teinte-Luminance-Saturation : approche numérique et symbolique.", Thèse de Doctorat de l'Université de Savoie, Décembre 1995.
- [Chah 82] Chah K. : " Segmentation chromatique et filtrage colorimétrique d'images vidéo. Simulation et implantation en temps réel. ", Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Juin 1982.

- [Chapron 92] Chapron M.: "A new chromatic edge detector used for color image segmentation.", 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition, La Hague, 1992, vol. 3, pp. 311-314.
- [Chassery 84] Chassery J.M., Garbay C. : " An iterative segmentation method based on a contextual color and shape criterion.", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, vol. 6, no. 6, pp. 794-800.
- [Chaudhuri 89] Chaudhuri S., Chatterjee S., Katz N., Nelson M., Goldbaum M.: "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters.", IEEE Transactions on Medical Imaging, Septembre 1989, vol. 8, no. 3, pp. 263-269.
- [Claramont 84] Claramont G.: " Développement des techniques de segmentation chromatique et implantation dans un module de vision.", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Décembre 1984.
- [Collorec 88] Collorec R., Coatrieux J. L.: "Vectorial tracking and directed contour finder for vascular network in digital subtraction angiography.", Pattern Recognition Letters, 1988, no. 8, pp. 353-358.
- [Coste 96] Coste E.: "Reconstruction d'une arborescence spatiale à partir d'un nombre minimal de projections: application à l'angiographie numérisée.", Thèse de Doctorat de l'Université des Sciences et Technologies de Lille I, Octobre 1996.
- [Coutance 91] Coutance V. : " La couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique. ", Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, Janvier 1991.
- [Cumani 91] Cumani A.: "Edge detection in multispectral images.", CVGIP: Graphical Models and Image Processing, Janvier 1991, vol. 53, no. 1, pp. 40-51.
- [Deriche 87] Deriche R. : "Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector.", International Journal on Computer Vision, 1987, vol. 1, no. 2, pp. 167-187.
- [Deriche 90] Deriche R. : "Fast algorithms for low level vision.", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, vol. 12, no. 1, pp. 78-87.
- [Di Zenzo 86] Di Zenzo S.: "A note on the gradient of a multi-image.", Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1986, no. 33, pp. 116-125.

- [Domingo 97] Domingo J., Ayala G., Simo A., de Ves E., Martinez-Costa L., Marco P.: "Irregular motion recovery in fluorescein angiograms", *Pattern Recognition Letters*, 1997, vol. 18, pp. 805-821.
- [Dordet 90] Dordet Y.: "La colorimétrie - Principes et applications.", Edition Eyrolles, 1990.
- [Esson 93] Esson F., Postaire J.-G.: "A new interactive tool for the classification of multivariate data through a virtual observer.", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, SMC'93*, Le Touquet, France, Octobre 1993.
- [Eyenet] <http://www.eyenet.org/public/anatomy/anatomy.html>.
- [Figueiredo 95] Figueiredo M., Leitao J.: "A nonsmoothing approach to the estimation of vessels contours in angiograms.", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Mars 1995, vol. 14, no. 1, pp. 162-172.
- [Fischler 94] Fischler M.A., Wolf H.: "Locating perceptually salient points on planar curves.", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Février 1994, vol. 16, no. 2.
- [Fleagle 89] Fleagle S. R., Johnson M., Wilbricht C., Skorton D., Wilson R., White C., Marcus M., Collins S.: "Automated analysis of coronary arterial morphology in cineangiograms : geometric and physiologic validation in humans.", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Décembre 1989, vol. 8, no. 4, pp. 387-400.
- [Flores 96] Flores-Aguilar M., Munguia D., Bessen G., Gangan P., Arevalo J. F., Freeman W.: "Clinical versus fundus photographic evaluation of the status of CytoMegaloVirus retinitis in AIDS patients.", *Retina, the Journal of Retinal and Vitreous Diseases*, 1996, vol. 16, no. 5, pp. 363-372.
- [Fontaine 99] Fontaine M., Macaire L., Postaire J.-G., Valette M., Labalette P.: "Fundus Images Segmentation by Unsupervised Classification.", *Vision Interface '99*, Trois-Rivières, Canada, 19-21 Mai, pp. 296-302.
- [Goldbaum 96] Goldbaum M., Moezzi S., Taylor A., *et al.*: "Automated diagnosis and image understanding with object extraction, object classification, and inferencing in retinal images.", *International Conference on Image Processing (ICIP-96)*, vol. III, Septembre 1996, Lausanne, Suisse, pp. 695-698.
- [Haralick 92] Haralick R.M., Shapiro L.G.: "Computer and Robot Vision.", Addison-Wesley Publishing Company, U.S.A, 1992, vol. 1.

- [Herbin 89] Herbin M. : "L'image numérique en vraie couleur lors du suivi de lésions macroscopiques en dermatologie : aspects méthodologiques et applications.", Thèse de Doctorat, Université de Paris 7, Novembre 1989.
- [Klein 97] Klein A. K., Lee F., Amini A. A. : "Quantitative coronary angiography with deformable spline models.", IEEE Transactions on Medical Imaging, Octobre 1997, vol. 16, no. 5, pp. 468-481.
- [Koschan 95] Koscan A. : "A comparative study on color edge detection.", Proceedings 2nd Asian Conference on Computer Vision ACCV'95, 5-8 Décembre 1995, Singapore, vol. III, pp. 574-578.
- [Kowaliski 90] Kowaliski P. : "Vision et mesure de la couleur.", Edition Masson, 1990.
- [Larousse 88] Le Petit Larousse, édition 1988.
- [Lecornu 95] Lecornu L. : "De la segmentation d'images angiographiques en angiographie biplan à la reconstruction 3D d'un réseau vasculaire.", Thèse de Doctorat de l'Université de Rennes I, Juillet 1995.
- [Lee 91] Lee H.-C., Cok D.R. : "Detecting boundaries in a vector field.", IEEE on Signal Processing, Mai 1991, vol. 39, no. 5, pp. 1181-1194.
- [Lefrère 93] Lefrère L. : "Contribution au développement d'outils pour l'analyse automatique de documents cartographiques.", Thèse de Doctorat de l'Université de Rouen, Octobre 1993.
- [Liang 87] L. Liang : "Contribution à la segmentation chromatique des images. Application à l'identification d'objets colorés.", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, Juillet 1987.
- [Liu 93] Liu I., Sun Y. : "Recursive tracking of vascular networks in angiograms based on the detection-deletion scheme.", IEEE Transactions on Medical Imaging, Juin 1993, vol. 12, no. 2, pp. 334-341.
- [Lozano 98] Lozano V. : "Contribution de l'analyse d'image couleur au traitement des images textile.", Thèse de doctorat de l'Université Jean Monnet de Saint Etienne, Janvier 1998.
- [Luong 91] Luong Q.-T. : "La couleur en vision par ordinateur : une revue.", Traitement du signal, vol. 8, no. 1, 1991, pp. 3-33.

- [MacAdam 85] MacAdam D.: "Color Measurement, Theme and Variation.", Optical Sciences, second revised edition, Springer-Verlag, 1985.
- [Mahurkar 96] Mahurkar A. A., Vivino M., Trus B. L. : "Constructing retinal fundus photomontages : a new based computer-based method.", Investigative Ophtalmology and Visual Science, Juillet 1996, vol. 37, no. 8, pp. 1675-1683.
- [Mao 95] Mao F.: "Description par groupements perceptuels des structures vasculaires dans les images angiographiques.", Thèse de Doctorat, Université de Rennes I, 7 Juillet 1995.
- [Marr 80] Marr D., Hildreth E. : "Theory of edge detection.", Proc. R. Soc. London, B 207, 1980, pp. 187-217.
- [Martelli 72] Martelli A.: "Edge detection using heuristics search methods", Computer Graphics and Image Processing, Août 1972, vol. 1, no. 2, pp. 169-172.
- [Mbom 95] Mbom C.D.B.: "L'approche Bootstrap en Analyse des Images: Application à la restitution de la cinétique de la fuite dans la chorioretinopathie séreuse centrale.", Thèse de Doctorat, Université de Rennes I, 22 Février 1995.
- [Newton 1704] Newton I.: "Optiks.", 1704, Smith and Walford.
- [Nguyen 86] Nguyen T., Sklansky J.: "Computing the skeleton of coronary arteries in cineangiograms.", Computers and Biomedical Research, 1986, vol. 19, pp. 428-444.
- [Nicole 97] <http://www.erag.ch/MAC/Base.htm>, Cugy, Suisse, 1997.
- [Novak 87] Novak C. L., Shafer S. A.: "Color edge detection.", DARPA Image Understanding Workshop Los Angeles, CA.: Morgan Kaufmann Pub. Inc., Los Altos, Février 1987, pp. 35-37.
- [Ohta 80] Ohta Y. -I., Kanade T, Sakai T. : " Color information for region segmentation. ", Computer Graphics and Image Processing, 1980, vol. 13, pp. 222-241.
- [Pappas 88] Pappas T., Lim J. S.: "A new method for estimation of coronary artery dimensions in angiograms.", IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Septembre 1988, vol. 36, no. 9, pp. 1501-1513.
- [Pavlidis 83] Pavlidis T.: "Curve Fitting with Conic Splines.", 1983, ACM Transactions on Graphics, vol. 2, no. 1, pp. 1-31.

- [Pujas 95] Pujas P.: "Analyse d'images couleur et de fusion d'images 3D et couleur.", Thèse de Doctorat, Université Montpellier II, Février 1995.
- [Rabatel 88] Rabatel G.: "Localisation de fruits en environnement naturel par segmentation d'images polychromes.", Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux, Octobre 1988.
- [Reiber 86] Reiber J.H.C., Serruys P.W., Slager C. J. : "Structural analysis of the coronary and retinal arterial tree: quantitative coronary and left ventricular cineangiography.", Pub. Martinus, Nijhof, Dordrecht, 1986, vol. 51, pp. 185-213.
- [Ruan 93] Ruan S.: "Estimation de mouvement et de reconstruction tridimensionnelles en stéréovision : application à l'angiographie cardiaque biplan.", Thèse de Doctorat, Université de Rennes I, 12 Janvier 1993.
- [Scitex 98] <http://www.scitex.com/solutions/colorthe/>, Novembre 1998.
- [Serra 82] Serra J.: "Image analysis and mathematical morphology.", London, Academic Press, 1988, Part. 2.
- [Sun 89] Sun Y.: "Automated identification of vessels contours in coronary arteriograms by an adaptive tracking algorithm.", IEEE Transactions on Medical Imaging, Mars 1989, vol. 8, no. 1, pp. 78-88.
- [Taouil 95] Taouil K.: "Faisabilité en détection des mélanomes.", Thèse de Doctorat, Université de Rouen, Décembre 1995.
- [Trémeau 93] Trémeau A.: "Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'images couleur.", Thèse de Doctorat, Université Jean Monet de Saint Etienne, Octobre 1993.
- [Trémeau 97] Trémeau A., Borel N.: "A region growing and merging algorithm to color segmentation.", Pattern Recognition Letters, 1997, vol. 30, no. 7, pp. 1191-1203.
- [Trouvé 91] Trouvé A.: "La mesure de la couleur - Principes, technique et produits du marché." Edition CETIM - AFNOR, 1991.
- [Ultré 96] Ultré V.: "Contribution à la segmentation d'images de mosaïque couleur.", Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, Janvier 1996.
- [Universalis 97] CD-ROM Encyclopédie UNIVERSALIS : "L'oeil humain.", édition 1997.

- [Valette 96] Valette M. : " Analyse colorimétrique quantitative des images numérisées du fond d'oeil : applications pratiques à la clinique et aux essais thérapeutiques dans le cadre des pathologies rétinienne au cours de l'infection par le VIH. ", Service Universitaire des Maladies Infectieuses et du Voyageur, CHRU Lille, CISIH France-Nord n°18, 1996.
- [Vandenbroucke 98] Vandenbroucke N., Macaire L., Postaire J.-G.: "Color pixels classification in an hybrid color space.", 1998 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'98), Octobre 1998, Chicago, Etats-Unis, pp. 176-180.
- [Wan 96] Wan Y.-F.: "Un opérateur hyperbolique pour la détection de contours dans les images numériques.", Thèse de Doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, Décembre 1996.
- [Zhou 94] Zhou L, Rzeszotarski, Singerman L, Chokreff J.: "The detection and quantification of retinopathy using digital angiograms.", IEEE Transactions on Medical Imaging, Décembre 1994, vol. 13, no. 4, pp. 619-626.

